

Hybride Wissensverarbeitung in der präventivmedizinischen Diagnostik

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades

doctor rerum medicinalium

(Dr. rer. medic.)

vorgelegt

dem Dekanat des Fachbereiches 2

für Erziehungswissenschaft, Psychologie und Sportwissenschaft

der Universität-GH Paderborn

von

Diplom-Informatiker

Andreas Koller

geboren am

07. Januar 1965

in Coburg

Paderborn, August 1999

certum quod factum

(nur das ist sicher, was auch gemacht wurde)

Vicos, Philosoph aus dem 16. Jhdt.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	6
1.1	Motivation.....	6
1.2	Kognitive Aspekte	7
1.2.1	Das Spektrum der Kognition.....	8
1.2.2	Das Spektrum der Künstlichen Intelligenz.....	9
1.2.3	Der hybride Ansatz.....	10
1.3	Aufbau der Arbeit	12
2	Modellierung von Wissen.....	14
2.1	Expertisenforschung im interdisziplinären Kontext.....	15
2.2	Modellorientierter Wissenserwerb und Wissensmanagement	16
2.2.1	Modellierung auf hohem Abstraktionsniveau.....	16
2.2.2	Methodische modellorientierte Ansätze	18
2.3	Konzeptionelle Wissensmodellierung mit Hilfe formaler Spezifikations-sprachen.....	21
2.4	Das Modell des diagnostischen Prozesses in der Medizin.....	23
2.4.1	Modellanalyse.....	23
2.4.2	Modellentwurf.....	26
2.5	Unsicherheit/Vagheit und „Wissen über Unwissen“	27
3	Techniken zur Verarbeitung von Wissen.....	30
3.1	Klassifikationsmodell problemlösender Techniken.....	32
3.2	Symbolische Wissensverarbeitung mittels Expertensystemen.....	34
3.2.1	Wissensrepräsentation und -verarbeitung.....	35
3.2.2	Anwendungen.....	37
3.3	Subsymbolische Wissensverarbeitung mittels konnektionistischer Methoden.....	38
3.3.1	Wissensrepräsentation und -verarbeitung.....	39
3.3.2	Anwendungen.....	41
3.4	Wissensverarbeitung mittels Fuzzy Logik	42
3.4.1	Wissensrepräsentation und -verarbeitung.....	44
3.4.2	Anwendungen.....	45
3.5	Andere Techniken.....	48

4	Hybride Wissensverarbeitung in der Diagnostik	50
4.1	Diagnostisches Problemlösen auf der Basis hybrider Techniken.....	51
4.2	Klassifikation hybrider intelligenter Systeme	53
4.2.1	Klassifikation nach MADEY.....	53
4.2.2	Klassifikation nach MEDSKER.....	55
4.2.3	Klassifikation nach HILARIO	58
4.3	Systementwurf für diagnostisches Problemlösen auf der Basis hybrider intelligenter Techniken.....	61
4.3.1	Systemarchitektur	62
4.3.1.1	Benutzerebene	63
4.3.1.2	Wissensebene	65
4.3.1.3	Problemlösungsebene	66
4.3.2	Systemverhalten.....	69
4.4	Entwurfsentscheidungen für die Wissensverarbeitung	72
4.4.1	Symbolische Wissensverarbeitung.....	72
4.4.1.1	Frames	72
4.4.1.2	Regeln.....	74
4.4.1.3	Kontrollstrategie	76
4.4.2	Subsymbolische Wissensverarbeitung	78
4.4.3	Fuzzy-Logik	79
4.4.3.1	Fuzzy-Bewertung	80
4.4.3.2	Fuzzy-Control.....	81
4.4.3.3	Fuzzy-Reasoning.....	87
4.5	Konsistenz und Vollständigkeit.....	88
5	VITAL&aktiv: Ein „intelligentes“ Gesundheitsberatungssystem.....	91
5.1	Gesundheitsberatung als Aufgabe der Präventivmedizin	91
5.2	Neue Wege der Selbstverantwortung durch <i>Neue Medien</i>	93
5.3	Projektbeschreibung	94
5.3.1	Zielsetzung	94
5.3.2	Interdisziplinäres Projektteam.....	94
5.4	Programmaufbau.....	95
5.4.1	Individuelle Information.....	95
5.4.1.1	Datenerfassung.....	96
5.4.1.2	Datenbewertung.....	98
5.4.1.3	Verknüpfungsansätze	100

5.4.2	Allgemeine Information.....	100
5.4.3	Datenbankgestützte Information.....	101
5.5	Wissensverarbeitende Techniken in der	
	Gesundheitsberatung	102
5.5.1	Symbolische Wissensverarbeitung.....	102
5.5.1.1	Problemstellung.....	103
5.5.1.2	Modellrealisierung.....	105
5.5.2	Subsymbolische Wissensverarbeitung	108
5.5.2.1	Problemstellung.....	109
5.5.2.2	Modellrealisierung.....	109
5.5.3	Fuzzy-Logik	112
5.5.3.1	Problemstellung.....	112
5.5.3.2	Modellrealisierung.....	112
5.6	Diagnostik und Multimedia.....	117
6	Zusammenfassung und Ausblick	120
7	Literaturverzeichnis.....	123

1 Einleitung

1.1 Motivation

Eines der Hauptarbeitsgebiete sportmedizinischer Einrichtungen ist es, wissenschaftlich basierte Erkenntnisse für eine primäre und sekundäre gesundheitsorientierte Prävention unter ganzheitlichem Ansatz zu entwickeln und zur Verfügung zu stellen. Diese gilt es im Sinne des Wissenstransfers allgemein und dezentral verfügbar zu machen.

In interdisziplinärer Zusammenarbeit mit anderen wissenschaftlichen Einrichtungen und Institutionen hat sich das Sportmedizinische Institut (SMI) der Universität Paderborn grundlegende Kompetenzen im Umgang mit schwer faßbarem und umfangreichem Expertenwissen erarbeitet. Die Informatik liefert einen wesentlichen Beitrag dazu, Konzepte und Modelle für die Lösung diagnostischer Problemstellungen innerhalb der Präventivmedizin umzusetzen. Somit konnten weitreichende Erfahrungen in der Modellierung und Implementierung wissensintensiver Anwendungen in Softwareprodukte gesammelt werden.

Die Arbeitsgruppe *Computerunterstützte Wissensverarbeitung in der Präventivmedizin* hat zum Ziel, die systemtechnische Kompetenz praxisnah zu verfeinern und zu erweitern. Die Forschungs- und Entwicklungsideen sollen Gegenstand zukünftiger Arbeiten werden.

Bereits seit Ende der 80er Jahre beschäftigt sich das SMI in interdisziplinären Kooperationen mit dem Einsatz Wissensbasierter Systeme in der Prävention und Diagnostik. Dabei entstand zunächst als *Pionierprojekt* in langjähriger Zusammenarbeit mit einer deutschen Krankenkasse ein Beratungsprogramm, welches zur Kundenbetreuung eingesetzt wurde und gesundheitliche Aspekte im Bereich des Breitensportes aufgriff [98].

Durch ein objektorientiertes Neudesign der Verarbeitungsmethoden und der strengen Trennung zwischen dem zu verarbeitenden Wissen und der zugehörigen Problemlösungsstrategie wurde diese Technik anderen Problemfeldern zugänglich gemacht.

Die praktischen Erfahrungen in Projektarbeiten am SMI im Umgang mit qualitativ komplexem und quantitativ umfangreichem Wissen haben gezeigt, daß eine einzelne Problemlösungsmethode zu unflexibel ist, um diagnostische Problemlösungen adäquat zu modellieren. Teilprobleme in *Lösungskorsette* zu zwängen, erschien langfristig nicht erfolgsversprechend. Auch rein pragmatische Überlegungen favorisierten bei unterschiedlichen Teilproblemen auch unterschiedliche Lösungsmethoden.

Die Auseinandersetzung mit Integrationsmöglichkeiten verschiedener wissensverarbeitender Techniken – mit ihren zum Teil gegensätzlichen Paradigmen – im Sinne eines Hybridsystems schien daher nicht nur aus praktischer Sicht notwendig. Vor allem aus informationstheoretischer Sicht stellte dies eine Herausforderung dar. Die vorliegende Arbeit beschreibt die strukturierte und effiziente Herangehensweise beim Aufbau und der Entwicklung eines derartigen Systems, welches als Werkzeug in zukünftigen Projekten seine Anwendung finden wird.

1.2 Kognitive Aspekte

Eine Analyse menschlicher kognitiver Handlungen macht deutlich, daß es verschiedene Typen mentaler Prozesse gibt, von denen jeder eine bedeutende Rolle innerhalb menschlicher Intelligenz spielt. Eines der Hauptziele des Wissenschaftsgebietes der Künstlichen Intelligenz (KI) ist die Nachbildung (Emulierung) dieser komplexen kognitiven Prozesse.

Um eine Verbindung zwischen kognitiven Prozessen und der KI herzustellen, werden zwei Repräsentationen definiert: Das *Spektrum der Kognition* und das *Spektrum der KI* ([56],[77]). Diese Vorüberlegungen liefern Begründungen für den in dieser Arbeit gewählten hybriden Ansatz zur Lösung diagnostischer Probleme im Bereich der Präventivmedizin.

1.2.1 Das Spektrum der Kognition

Aus der Sicht der Kognitionswissenschaften lassen sich zwei konträre Arten denkpsychologischer Operationen definieren: *Synthetische* und *analytische* [77].

Als *synthetisch* werden Operationen bezeichnet, die unbewußt ablaufen, unzerlegbar sind und aus einfacher Wahrnehmung resultieren. Ihnen wird auch der Begriff *low-level-Operationen* zugewiesen. Beispiele hierfür sind das Sehen und das Sprechen.

Das Ziel eines low-level-Inputs ist, Informationen auf einem höheren Level bereitzustellen, wie die Erkennung von Objekten oder die Aussprache von Wörtern. Das beteiligte Wissen in diesen Operationen ist weniger in Worten beschreibbar und formalisierbar als vielmehr bildhaft definiert.

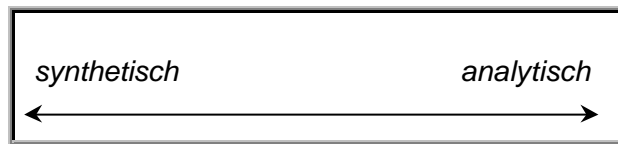


Abb. 1: Das kognitive Spektrum (nach LALLEMENT et al. [77])

Analytische Operationen beschäftigen sich im Gegensatz dazu meist mit *high-level*-Informationen, die bewußte, zerlegbare und begründende Aufgaben repräsentieren.

Das Lösen von Problemen und das Treffen von Entscheidungen sind Vertreter dieser Art kognitiver Handlung. Das beteiligte Wissen in diesen Operationen ist symbolisch und sprachlich definierbar.

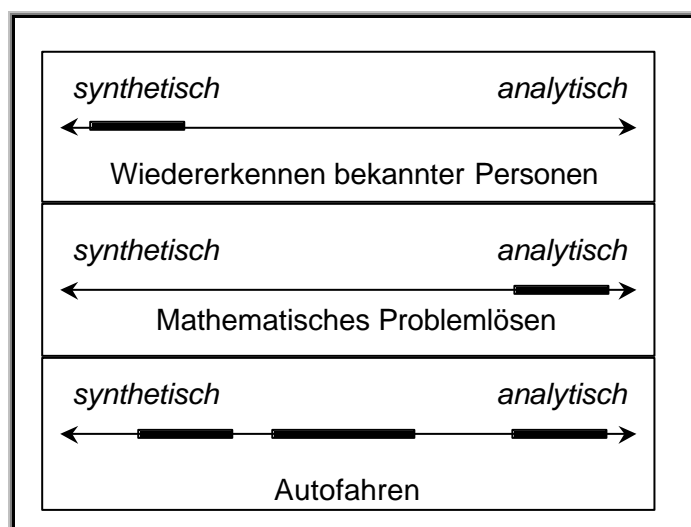


Abb. 2: Beispiel und Zuordnung kognitiver Handlungen im Rahmen des *kognitiven Spektrums* (analog LALLEMENT et al. [77])

Unter diesen denkpsychologischen Gesichtspunkten ist es klar, daß viele kognitive Operationen weder rein synthetisch noch rein analytisch sind. Vor allem komplexe denkpsychologische Handlungen sind nicht als trivial einzuordnen. Sie setzen sich aus verschiedenen Teiloperationen zusammen, die sich sowohl synthetisch als auch analytisch lösen lassen.

Beispiele für kognitive Handlungen im Rahmen des kognitiven Spektrum sind der Abb. 2 zu entnehmen.

1.2.2 Das Spektrum der Künstlichen Intelligenz

Das junge Wissenschaftsgebiet der KI unterscheidet zwei im wesentlichen konträre Ansätze: den *symbolischen* und den *konnektionistischen*¹ Ansatz. Beide Wissenschaftsbereiche entstanden annähernd zur gleichen Zeit in den 50er Jahren, und die Gegensätzlichkeit zwischen beiden Paradigmen wurde in der Wissenschaft bereits häufig diskutiert. DREYFUS et al. [35] fassen diese Unterteilung in ihrer bekannten Aussage zusammen: *making a mind vs modeling the brain*. Das Ziel der KI – nämlich die Emulierung kognitiver Prozesse – wurde jedoch von beiden Wissenschaftsbereichen nicht erreicht.

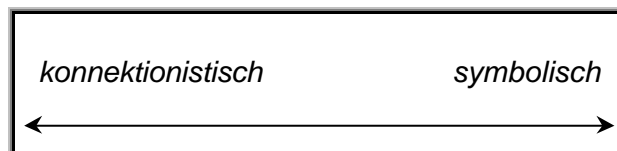


Abb. 3: Das Spektrum der KI (nach LALLEMENT et al. [77])

Der *symbolische* Ansatz (*making a mind*) geht von einem hohen kognitiven Level aus: der Manipulation von Symbolen und Sprache. Ihre typische Realisierung findet sich z.B. in Expertensystemen. Im Gegensatz dazu ist der Ansatzpunkt *konnektionistischer* Überlegungen (*modeling the brain*) der unterste kognitive Level: die Neuronen und ihre Verbindungen untereinander. Die Arbeiten z.B. im Bereich der Mustererkennung fallen unter diesen Ansatz.

¹ Als *Konnektionismus* wird das Wissenschaftsgebiet Künstlicher Neuronaler Netze verstanden.

Ähnlich wie beim kognitiven Spektrum existieren in der KI ebenfalls Modelle, die nicht eindeutig dem rein konnektionistischen oder dem rein symbolischen Ansatz zuzuordnen sind. Auf technische Beispiele soll an dieser Stelle allerdings verzichtet werden. Eine Zuordnung von Techniken und Modellen im Rahmen des *Spektrums der KI* wird in Kapitel 3.1 vorgenommen.

1.2.3 Der hybride Ansatz

Die beiden definierten Spektren zeigen eine vereinfachte, jedoch korrekte Sichtweise auf die Bereiche Kognition und KI. In den kurzen Vorüberlegungen wurde wesentlicher Wert auf die gegensätzlichen denkpsychologischen und KI-Ansätze gelegt. Das *kognitive Spektrum* und das *Spektrum der KI* können in dieser vereinfachten Veranschaulichung gegenübergestellt werden: Die konnektionistische Seite auf dem KI-Spektrum spiegelt die synthetische Seite auf dem kognitiven Spektrum wieder. Analoges gilt für die symbolische und die analytische Seite.

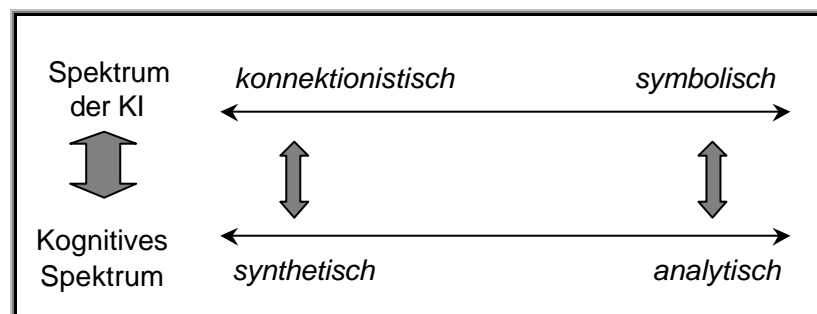


Abb. 4: Repräsentation als isomorphe Spektren

Konnektionistische Modelle und synthetische Operationen zeichnen sich durch viele gemeinsame Charaktereigenschaften aus, wie z.B. Parallelität, Unteilbarkeit und unbewußtes Wissen. Es zeigt sich, daß konnektionistische Verfahren besonders gut geeignet sind, synthetische Operationen auszuführen. Ähnliches gilt für symbolische Modelle, die sich bei der Verarbeitung analytischer Probleme bewährt haben.

Auch die Form der Wissensrepräsentation auf dem *Spektrum der KI* ist der auf dem *kognitiven Spektrum* ähnlich: von implizit und bildhaft zu explizit und symbolisch.

Aber wie kann die KI mit komplexen kognitiven Prozessen (siehe Abb. 2; Beispiel *Autofahren*) umgehen? Weder rein symbolische noch rein konnektionistische Verfahren sind unter ganzheitlichen Gesichtspunkten adäquate Ansätze.

Es ist auch derzeit nicht absehbar, daß es in naher Zukunft **einen** einzigen Lösungsformalismus gibt, um das gesamte *Spektrum der Kognition* zu überdecken.

Aus heutiger Sicht sind hierfür zwei Ansätze zu erkennen ([55],[57],[77]), die in vielen wissenschaftlichen Arbeiten zu finden sind.

1. Der vereinheitlichende Ansatz (*unified approach*):

Dieser Ansatz startet in einem Paradigma und versucht das Ausgangswissen durch Transformation in Richtung auf das andere Paradigma zu erweitern. So werden beispielsweise bestehende künstliche neuronale Netze – als klassische Vertreter konnektionistischer Methoden – in Regelsysteme umgewandelt und umgekehrt. Beide Richtungen haben in gegebenen Anwendungen ihre Berechtigung und Notwendigkeit.

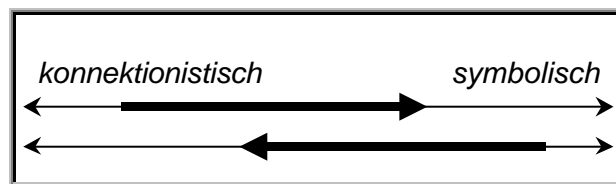


Abb. 5: Der vereinheitlichende Ansatz neurosymbolischer Integration

Dieser Ansatz zur Überdeckung des *kognitiven Spektrums* ist nicht Gegenstand dieser Arbeit. Einen Überblick über einige vereinheitlichende Modelle (*unified models*) liefert [77].

2. Der hybride Ansatz (*hybrid approach*):

Der hybride Ansatz versucht verschiedene Verfahren zu kombinieren, die sich auf dem *Spektrum der KI* befinden. Ein komplexes kognitives Problem wie z.B. die Diagnostik läßt sich auf der Basis von KI-Techniken dadurch adäquat lösen, daß unterschiedliche Teilprobleme auch mit unterschiedlichen Lösungsverfahren bearbeitet werden.

Einen Überblick über einige hybride Modelle (*hybrid models*) liefert [77].

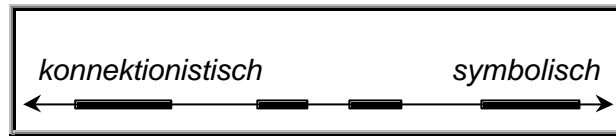


Abb. 6: Der hybride Ansatz neurosymbolischer Integration

Diese Vorüberlegungen zu kognitiven Aspekten und KI-Paradigmen liefern die Begründung für den Entwurf eines hybriden wissensverarbeitenden Systems im Rahmen der vorliegenden Arbeit.

Die Komplexität der zugrundeliegenden präventivmedizinischen Problemstellung erfordert – weniger aus technischen als vielmehr aus pragmatischen kognitiven Überlegungen heraus – den hybriden Ansatz im obigen Sinne.

1.3 Aufbau der Arbeit

Als Einführung in das Thema *computerunterstützte Wissensverarbeitung* dient Kapitel 2. Dort wird die Verarbeitung von Wissen als Grundlage diagnostischen Problemlösens motiviert und erläutert. Modellierungstechniken auf einem hohen Abstraktionsniveau sind Voraussetzung dafür, qualitativ komplexes und quantitativ umfangreiches Wissen in interdisziplinärer Zusammenarbeit zu erfassen und zu verarbeiten.

Die formale Analyse des diagnostischen Prozesses in der Medizin dient dazu, die zugrundeliegende Problemstellung für eine technische Modellierung vorzubereiten. An dieser Stelle wird auch auf Probleme im Umgang mit Wissen, wie z.B. Unsicherheit bzw. Vagheit, eingegangen.

Zur Verarbeitung von deskriptivem² Wissen stehen in der Informationstheorie verschiedene Ansätze zur Verfügung. Diese unkonventionellen Techniken, die in der Theorie auch als *intelligent* bezeichnet werden, werden in Kapitel 3 zunächst einzeln informell eingeführt. Sie unterscheiden sich in ihren grundlegenden Paradigmen und damit auch in ihren Anwendungsbereichen.

² Im Gegensatz zum *deskriptiven* Wissen bezeichnet man Wissen als *prozedural*, wenn es exakt algorithmisch formulierbar ist.

Bei der Beschreibung der Verfahren zu Expertensystemen – als Vertreter symbolischer, analytischer Wissensverarbeitung –, konnektionistischer bzw. subsymbolischer Techniken wie den Methoden neuronaler Netze und der Fuzzy-Logik, liegt der Schwerpunkt auf der Darstellung der zugehörigen Wissensrepräsentation und -verarbeitung. Die Anwendungsfälle im Rahmen eines diagnostischen Problemlösungsprozesses werden ebenfalls aufgezeigt.

Auf konventionelle Techniken aus dem Bereich der klassischen Datenverarbeitung, die ebenfalls integrative Bestandteile des hybriden Modellentwurfes sind, wird im Rahmen dieser Arbeit nicht näher eingegangen.

Im Mittelpunkt der vorliegenden Arbeit steht die Entwicklung eines hybriden Ansatzes zur Verarbeitung von Wissen in diagnostischen Problemen, so wie sie bei präventivmedizinischen Fragestellungen auftreten. Diese wird in Kapitel 4 thematisiert. Nach der Vorstellung von Klassifikations- und Integrationsmodellen wird der Modellentwurf für diagnostisches Problemlösen auf der Basis hybrider intelligenter Techniken durch seine Architektur- und Verhaltensbeschreibung erläutert. Es wird auf formale Entwurfsentscheidungen eingegangen, die als Grundlage für die in dieser Arbeit beschriebene Modellumsetzung in einem Anwendungsfall der Präventivmedizin dienen.

Anhand eines (komplexen) Beispiels aus dem Bereich der präventivmedizinischen Diagnostik, welches die vorliegende Arbeit begleitete, wird in Kapitel 5 der hybride Modellansatz praxisnah beschrieben. Das zugrundeliegende Projekt zur individuellen Gesundheitsberatung wird zunächst vorgestellt, anschließend der flexible Einsatz des neuen Werkzeugs problemspezifisch betrachtet. Dazu werden Modellierungs- und Implementierungsbeispiele dargestellt, die den Einsatz unterschiedlicher, intelligenter Techniken verdeutlichen.

Überlegungen zur Integration des entwickelten Modells in anwendungsorientierte Umgebungen unter multimedialen Gesichtspunkten schließen die Arbeit ab.

2 Modellierung von Wissen

Wissen kann als Instrument des Menschen zum Umgang mit der Umwelt angesehen werden. Wesentliches Kriterium für den Erfolg dieses Instrumentes ist langfristig das Überleben der jeweiligen Wissenskultur. Gemäß dieser Vorstellung von Wissen ist es sowohl Begründungsbasis menschlicher Handlungen als auch Ergebnis individueller und kollektiver menschlicher Handlungen.

Wissen wird als industrielle Ressource in der Zukunft immer mehr an Bedeutung gewinnen, und die Entwicklung wissensverarbeitender Systeme in Industrie und Forschung ist ohne den Einsatz mächtiger Softwarewerkzeuge nicht denkbar.

Das nachfolgende Zitat von MEDSKER [96] macht den derzeitigen Stand der *Datenverarbeitung* deutlich.

„Wir wechselten vom
Datenzeitalter in das
Informationszeitalter
und betreten nun das
Wissenszeitalter“

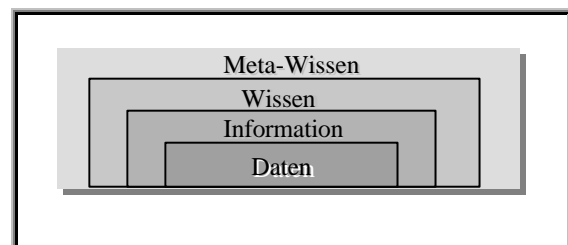


Abb. 7: Wissens Ebenen nach POPOVIC et al. [107]

Nach POPOVIC et al. [107] sind *Informationen* und *Daten* nicht mit *Wissen* zu verwechseln. Sie sind für die Entwicklung von wissensbasierten Applikationen allerdings äußerst relevant³.

Wissen bezieht sich nach KLIX et al. [73] aus psychologischer Sicht ursprünglich auf die Art und Weise, Dinge und Zusammenhänge in der Umwelt zu entscheiden; sei es, daß diese Umwelt unmittelbar erfahren wurde oder sei es, daß sie durch Sprache oder

³ Als *Meta-Wissen* wird das *Wissen über das Wissen* bezeichnet. Dabei kann es sich beispielsweise um strategisches oder strukturelles Wissen eines Anwendungsbereiches handeln ([107],[111]).

auch Bilder, etwa über die Medien, vermittelt worden ist. Im Ergebnis geistiger Prozesse erweitert sich dieses Wissen auf abgeleitete Zusammenhänge, wie sie aus schlußfolgerndem Denken oder aus dem Problemlösen resultieren.

„Der Mensch verarbeitet Informationen, um Wissen zu erwerben, denkend über dieses Wissens hinaus neue Einsichten zu gewinnen und schwierige Probleme zu lösen.“ [135]

2.1 Expertisenforschung im interdisziplinären Kontext

Die Arbeiten der Informatik im Umgang mit Wissen und Intelligenz überschneiden sich mit anderen Wissenschaftsgebieten wie die der Psychologie, der Philosophie, der Linguistik und der Kognitionswissenschaft.

Aus Sicht der kognitiven Psychologie⁴ hat die Expertiseforschung als deren Teilbereich das schnellste Wachstum innerhalb der Psychologie zu verzeichnen. Die Bedeutung, die die Expertisenforschung erlangt, ist zum einen darauf zurückzuführen, daß sie Einfluß hatte auf die Entwicklungen von Expertensystemen in der Informatik [111], zum anderen auf die Auswirkungen, die diese Art der Forschung für die pädagogische und die Instruktionspsychologie sowie die Entwicklungspsychologie hat. Auch die Intelligenztheorie und die Diagnostik von Intelligenz, Leistung und Wissen aus kognitionspsychologischer Sicht wurden davon stark beeinflußt [113].

Aus diesem parallelen Interesse resultiert eine interdisziplinäre Ausrichtung der Expertisenforschung. Neben theoretischen Untersuchungen von Expertisen – nicht nur auf geisteswissenschaftlicher Seite – werden Realisierungen von Expertisemodellen ermöglicht, die auf Computern lauffähig sind. Auch Psychologen beschäftigen sich derzeit mit Methoden wissensverarbeitender Systeme und deren Programmierung.

Die Interdisziplinarität erzeugte in früheren Jahren manchmal Reibungen, viel öfter jedoch erkennt man sie nun als eine Quelle der Inspiration und neuer Ideen.

⁴ Die Kognitionspsychologie ist die Wissenschaft, die sich mit der menschlichen Informationsverarbeitung befaßt. Ihr Gegenstand, oft als *Kognition* bezeichnet, betrifft die Arten von Informationen, die im Gedächtnis sind, und die Vorgänge, die sich auf die Aufnahme, das Speichern und Verwenden solcher Informationen beziehen. Die Gesamtheit dieser Vorgänge wird als *kognitiver Prozeß* bezeichnet [137]

2.2 Modellorientierter Wissenserwerb und Wissensmanagement

Aufgrund der Komplexität wissensintensiver Problemstellungen beschränkt sich der Einsatz wissensverarbeitender Systeme im allgemeinen auf eng eingegrenzte Anwendungsgebiete, die als gut verstanden gelten. Dies setzt voraus, daß das zugrundeliegende Problem und das zugehörige Lösungsverfahren als wissensverarbeitender Prozeß formalisierbar sind.

Für den operativen Umgang mit qualitativ komplexem und quantitativ umfangreichem Wissen ist die klassische Datenverarbeitung meist nicht geeignet. Eine mathematische Formulierung und eine algorithmische Implementierung von kognitiven Zusammenhängen und geistig kreativen Handlungen ist daher zur Zeit nicht adäquat. Um derartige Problemstellungen systemtechnisch bearbeiten zu können, gilt es, das zu modellierende, meist deklarative Wissen auf Beschreibungsebene exakt zu formulieren, um Problemmodelle erarbeiten und Problemlösungsverfahren ([111], [125]) etablieren zu können.

2.2.1 Modellierung auf hohem Abstraktionsniveau

Seit der Einführung des Begriffes *knowledge level* (Wissensebene) in den frühen 80er Jahren durch NEWELL [103] dient dieser als wichtiger Antrieb für Forschungen und Entwicklungen auf dem Gebiet der Expertensystemtechnologie.

Während das Wissen in den Expertensystemen der sogenannten ersten Generation (bis Anfang der 80er Jahre) durch Befragungen von Experten⁵ und der Umsetzung der Ergebnisse in Datenstrukturen (z.B. Regeln) operationalisiert wurde (*rapid prototyping*), gingen neue Überlegungen der Wissenschaftler hin zu abstrakten und allgemeingültigen Modellen, um Wissen transparenter und wiederverwendbar zu machen.

Bei der Entwicklung von wissensbasierten Systemen fand somit ein Wechsel statt von einem *Transferparadigma* zu einem *Modellierungsparadigma* [6].

Expertensysteme der zweiten Generation definieren sich im wesentlichen durch die klare Trennung zwischen der Wissensebene (*knowledge level*) und der Symbolebene

⁵ Der Wissenserwerb (*knowledge engineering*) wurde zu dieser Zeit als die Übertragung und Übersetzung potentieller Problemlösungsexpertisen von einer Wissensquelle in ein Programm definiert [18].

(*symbol level*). Unter modellorientierten Gesichtspunkten werden Entwurf und Entwicklung von Wissensbasen von der realen Implementierung strikt getrennt. Weiterhin sind sie durch die Verwendung unterschiedlicher Wissensquellen und Wissensrepräsentationen charakterisiert.

Trotz des Paradigmenwechsels steht zur Entwicklung wissensverarbeitender Systeme neben dem *modellbasierten* Ansatz – die Expertensysteme der zweiten Generation werden dadurch im wesentlichen definiert – und dem immer noch in der Praxis weit verbreiteten *rapid prototyping*-Ansatz auch noch der Ansatz mittels der sogenannten *role limiting-Methoden*⁶ zur Verfügung.

Modellbasierte Ansätze auf der Basis der *knowledge level* Definition nach NEWELL [103] sind relativ neu und werden vor allem durch Entwicklungen im europäischem Raum getragen, während im amerikanischen Raum vorwiegend der *rapid prototyping*-Ansatz zur Anwendung kommt.

In der Praxis der Wissenschaft der Künstlichen Intelligenz ist die *Beschreibung* der Schlüssel für Wissen:

„Wissen ist die Beschreibung für das WAS, WIE und WARUM in der Welt – was für Aufgaben oder Probleme festlegt, wie sie zu lösen sind und warum sich die Welt so verhält, wie sie das tut“ [125].

Modellierungen von wissensintensiven Problemstellungen auf dem *knowledge level* erlauben demnach, kognitives Verhalten vorauszusagen und zu verstehen, ohne ein Verarbeitungsmodell für diesen Prozeß zu haben.

Wissen kann aus systemtechnischer Sicht nach SIMMONS et al. [125] nach Typ oder nach Art der Abstraktion in unterschiedliche Quellen eingeteilt werden. Dieses Vorgehen kann als „Teile-und-Herrsche-Modell“ betrachtet werden.

Die explizite Einteilung des komplexen Wissens in verschiedene, modular strukturierte Wissenstypen (Wissen über das WAS, WIE und WARUM) liefert praktische Vorteile im Bereich Wissenserwerb, Erweiterbarkeit eines Systems, Wiederverwendbarkeit und Verständlichkeit.

⁶ Eine detaillierte Gegenüberstellung dieser Ansätze sind [6] zu entnehmen.

Die unterschiedlichen Abstraktionsebenen verwenden darüberhinaus verschiedenartige Ontologien⁷ zur Beschreibung realer Prozesse. Ontologien spezifizieren dabei das, was man als *Konzeptualisierung* bezeichnet [140]: *einen Weg, die Welt zu sehen* [46]. Dies erlaubt, Teilprobleme gemäß den Erkenntnissen über diesen Problemereich zu formulieren und zu lösen.

Die Schwierigkeiten bei der Verwendung von verschiedenen Arten von Wissen liegen zum einen darin, zu entscheiden, wie komplexes Wissen zu unterteilen ist, und zum anderen darin, wie Teillösungen anschließend wieder zusammengefügt werden.

2.2.2 Methodische modellorientierte Ansätze

Um die modellorientierte Entwicklung wissensverarbeitender Systeme – Akquisition, Modellierung, Repräsentation, Verarbeitung und Verwendung – zu unterstützen, haben die Arbeiten der vergangenen beiden Jahrzehnte eine Reihe von Methoden und Techniken hervorgebracht ([5],[19],[22],[27],[121],[122],[134]). Diese konzeptionellen Modelle für die Wissensverarbeitung (*knowledge engineering*) und das Wissensmanagement (*knowledge management*⁸) dienen dem strukturierten Entwurf und Aufbau von Wissensbasen, die nicht nur transparent, sondern vor allem wiederverwendbar sein sollen ([134],[140]).

Einen de facto-Standard im europäischen Raum zur methodischen Entwicklung von Wissensbasen wurde an der Universität von Amsterdam in einem Kooperationsprojekt (ESPRIT II) mehrerer europäischer Partner entwickelt; es wird als Common-KADS⁹ bezeichnet ([8],[28],[140],[141],[142]).

Seit 1989 – nach Beendigung des KADS I-Projektes – bemühten sich viele wissenschaftliche Einrichtungen um Weiterentwicklungen des konzeptionellen Modellan-

⁷ Als Ontologie wird die *Lehre vom Sein, vom Wesen und den Eigenschaften des Seienden* bezeichnet (siehe Langenscheidt Fremdwörterbuch).

⁸ WIELINGA et al. [139] beschreiben das *Knowledge Management* folgendermaßen: *We describe Knowledge Management as the collection of those processes that describe and administrate the knowledge assets of an organisation or community and that guide the conservation and enlargement of those assets.*

⁹ KADS ist die Abkürzung für *Knowledge Base Analyse and Design Support*

satzes [27]. Auf diese kann im Rahmen dieser Arbeit nicht näher eingegangen werden¹⁰.

In der Entwicklungsphase der Problemanalyse¹¹ eines wissensintensiven Prozesses, in der das problemspezifische Wissen von verschiedenen Wissensträgern akquiriert, analysiert und formalisiert wird, führen diese Beschreibungsmethoden auf hoher Abstraktionsebene, dem *knowledge level*, zu einer transparenten, effizienten und wiederverwendbaren Konzeption ([123],[134]).

Diese modellorientierte Sichtweise auf das zugrundeliegende Wissen verändert die Phase des Wissenserwerbes: Es geht nicht mehr darum, Wissen eines Experten zu extrahieren, so wie es in Expertensystemen der ersten Generation üblich war, sondern darum, Modelle zu entwickeln, die das Problemlösungsverhalten von Experten nachbilden.

WIELINGA et al. [137] postulieren in der CommonKADS-Methode beispielsweise vier Ebenen, auf denen das Expertenwissen beschrieben und analysiert werden kann:

- **Bereichsebene** (*domain level*)

Hier findet zum einen die Festlegung von *Fachbegriffen* statt, wie Objekte, Merkmale und deren Ausprägungen, oder aber auch Begriffe zur Datenvorverarbeitung (z.B. quantitativ → qualitativ). Zum anderen werden die *Relationen* zwischen den Objekten in Form von Regeln festgelegt.

- **Inferenzebene** (*inference level*)

Auf dieser Ebene kann eine hierarchische Einteilung der Fachbegriffe in „Metaklassen“ durchgeführt werden, wie z.B. Symptome/Merkmale, Symptominterpretationen/Merkmalsabstraktionen, Grob-Diagnosen (Lösungsklassen) und Fein-Diagnosen (Lösungen).

- **Ebene der Problemlösungsstrategie** (*task level*)

Mit den zuvor definierten Wissensquellen und Metaklassen lassen sich nun Problemlösungsstrategien formulieren.

¹⁰ Eine Reihe von Veröffentlichungen aktueller Ergebnisse hierzu wurden auf dem *11th Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management* im April 1998 vorgestellt.

¹¹ In dieser Phase – dem *knowledge-engineering-bottleneck* – scheitern viele Projekte an der Erkenntnis, daß Fachwissen schwer zugänglich bzw. schlecht formalisierbar ist. Hier werden die Weichen zum Erfolg bzw. Mißerfolg des Systems gestellt, denn die Qualität der Zusammenarbeit zwischen Experten und Wissensingenieur stellt ein Gütemaß für die Qualität des Endproduktes dar.

- **Strategieebene** (*strategic level*)

WIELINGA et al. [137] geben an, daß Experten Flexibilität bei der Handhabung mit Problemlösungsstrategien aufweisen. Dies würde eine Strategieebene notwendig machen [137]. Allerdings führen die Autoren aus, daß sie bisher noch keine Methode zum Erreichen dieser Flexibilität konkretisieren konnten.

Es handelt sich dabei in Anlehnung an den *knowledge level*-Begriff von NEWELL [103] um Beschreibungsebenen, die von der eigentlichen Implementierung (*symbol level*) abstrahieren und unterschiedliche Sichtweisen auf das zugrundeliegende Wissen darstellen.

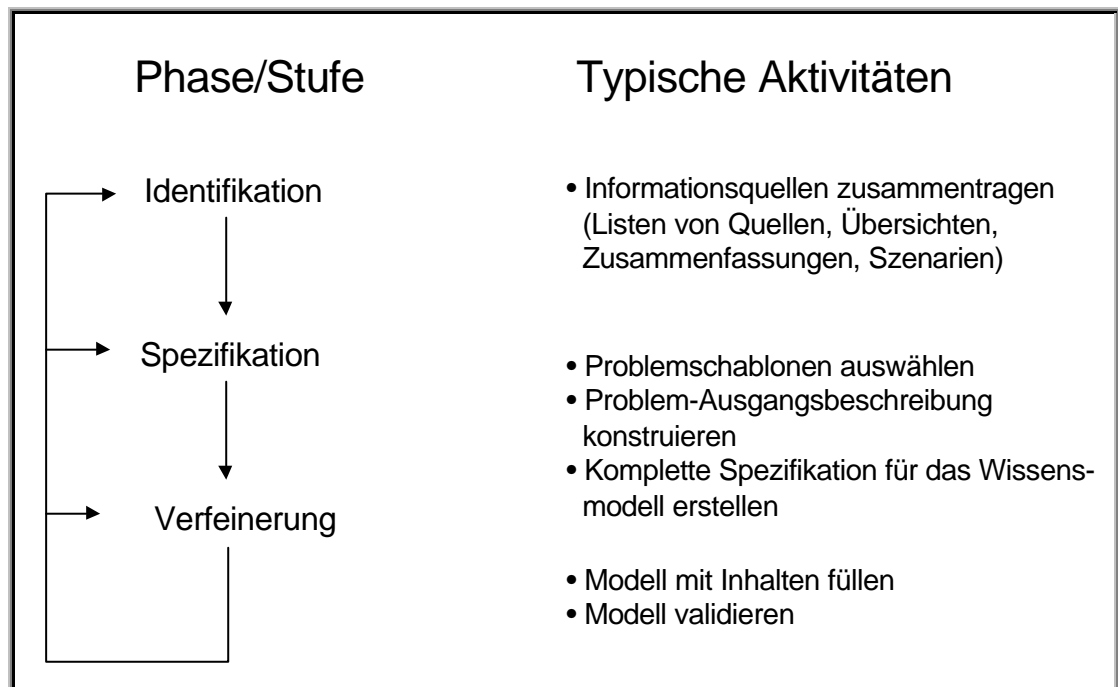


Abb. 8: Überblick zu den drei Hauptstufen im Prozeß der Wissensmodellbildung und einige der in den Phasen durchzuführenden Aktivitäten [123]

Der Prozeß¹² der Modellkonstruktion kann nach SCHREIBER et al. [123] in eine Anzahl von Stufen unterteilt werden, in denen eine Reihe von Aktivitäten durchzuführen sind (siehe Abb. 8). Für jede dieser Aktivitäten existieren unterschiedlich anwendbare, praxisnahe Techniken.

¹² Als *Prozeß* wird in diesem Zusammenhang der zeitliche Verlauf einer meist mehrstufigen Arbeitshandlung verstanden.

Dieses detailliert ausgearbeitete Phasenmodell dient als *Entwicklungsrichtlinie* bzw. -*leitfaden* und konnte neben den Modellierungsansätzen von WIELINGA et al. [137] in den praktischen Tätigkeiten, die der vorliegenden Arbeit zugrundeliegen, erfolgreich eingesetzt werden. Folgende (Konstruktions-)Phasen werden im Phasenmodell nach SCHREIBER et al. [123] unterschieden:

- **Identifikation:**

Als Vorbereitungsphase für die Stufe *Spezifikation* werden hier Informationsquellen zusammengetragen. Auch bereits existierende Modelle können zur Wiederverwendung eingesetzt werden.

- **Spezifikation:**

Zur Spezifikation des Wissensmodells werden in der Regel formale oder semi-formale Spezifikationssprachen eingesetzt (siehe Kapitel 2.3). In einigen Fällen, wie z.B. sicherheitskritischen Systemen, müssen sogar echte formale Spezifikationssprachen verwendet werden.

- **Verfeinerung:**

Im letzten Schritt wird das Wissensmodell formal auf dem *knowledge level* oder – so weit wie möglich – mit Hilfe von Szenarien validiert.

Diese Phasen werden nicht nur nach dem *Wasserfallprinzip* miteinander verbunden, sondern zeichnen sich auch durch Rückkopplungen aus, die in einem Entwurfs- und Modellierungsprozeß einer wissensintensiven Problemstellung meist mehrmals durchlaufen werden.

2.3 Konzeptionelle Wissensmodellierung mit Hilfe formaler Spezifikationssprachen

Den bei der Modellierung von Wissen auftretenden Problemen, nämlich der Beschreibung und Formalisierung von Wissen, versuchen konzeptionelle Entwurfsmethoden wie die nach WIELINGA et al. [140] entgegenzuwirken. Durch eine klare Strukturierung des Wissens mittels entsprechender Modellierungsverfahren wird der Grundstein für Transparenz und Wiederverwendbarkeit gelegt. Diese hervorgebrachten Ansätze und Entwicklungen rund um das Expertenmodell (*model of expertise*) [139] zur abstrakten und implementierungsunabhängigen Beschreibung von

Problemlösungsexpertisen waren jedoch nur Beschreibungstechniken informeller Art.

Motiviert auch durch die Unzufriedenheit mit dem *rapid prototyping*-Ansatz wurden auf der Basis der methodischen Konzepte, die im wesentlichen aus den KADS-Projekten entstanden sind, eine Reihe von formalen sowie semi-formalen Sprachen entwickelt, um den Prozeß des Wissenserwerbs und des Wissensmanagements zu unterstützen (z.B. FORKADS, KARL, K_{BS}SF, (ML)², Model-K, Momo, OMOS). Eine systematische Gegenüberstellung dieser Sprachen inkl. Literaturreferenzen ist in [38] zu finden.

Die Notwendigkeit formaler Spezifikationssprachen zur Wissensmodellierung auf einem hohen Abstraktionsniveau läßt sich folgendermaßen begründen [38]:

- Sie reduzieren die Verschwommenheit und die Mehrdeutigkeit natürlichsprachiger Beschreibungen, sie sind präzise und eindeutig.
- Formale Sprachen schließen die Lücke zwischen den Gedankenmodellen und den Implementierungen. Sie können als Schnittstelle zur Verifikation eines Systems herangezogen werden.
- Formale Spezifikationen erlauben die Validierung von Vollständigkeit und Konsistenz in einem System, sowohl durch formale Beweise als auch durch symbolische Ausführung.
- Formale Spezifikationen können auf operationalisierende Sprachen abgebildet werden, um *rapid prototyping* zu erlauben.

FENSEL et al. [38] teilen formale Spezifikationssprachen ein in *formalisierende* sowie *operationalisierende* Sprachen und in Sprachklassen, welche formalisieren und operationalisieren. Sie liefern in ihrem Aufsatz einen Überblick und Vergleich der Sprachen, die das KADS-*Model of Expertise* formalisieren und operationalisieren.

Ein weiterer Trend hin zu graphischen Repräsentationstools ist seit einigen Jahren zu erkennen ([7], [39], [75], [85]). Sie sollen den Experten selbst beim Entwurf und der Modellierung ihrer Wissensbereiche auf der Basis konzeptioneller Methoden unterstützen und versuchen, den direkten Wissenserwerb zu realisieren.

2.4 Das Modell des diagnostischen Prozesses in der Medizin

Das Wissenschaftsgebiet der Künstlichen Intelligenz und vor allem deren Tochterdisziplin der Expertensysteme liefern seit einigen Jahren Grundlagenarbeiten für den Umgang mit praxisrelevanten Problemstellungen¹³, auf die für das formale Verständnis des diagnostischen Prozesses zurückgegriffen werden kann.

2.4.1 Modellanalyse

Für die differenzierte Einteilung von Anwendungsgebieten nach Problemklassen werden in der Literatur verschiedene Ansätze aufgezeigt, wie z.B. bei CLANCEY [23] oder HAYES-ROTH [50]. Klassifikationsvorschläge aus Sicht der Psychologie liefern z.B. HUSSEY [64] oder DÖRNER [34].

PUPPE [111] unterscheidet bei dieser Fragestellung zwischen dem Problem aus Anwendersicht, dem *Problemtyp*, und dem Problem aus Entwicklersicht, dem *Problemlösungstyp*.

Klassifikation/Diagnostik

Unter dem Problemlösungstyp *Klassifikation/Diagnostik* werden Verarbeitungsprozesse verstanden, die sich nach PUPPE [111] durch folgende Eigenschaften auszeichnen:

1. Der Problembereich besteht aus zwei disjunkten Mengen von Problemmerkmalen und Problemlösungen. Die funktionalen Beziehungen zwischen den beiden endlichen Mengen repräsentieren den wissensverarbeitenden Prozeß.
2. Eine Instanz eines Problems besteht aus einer eventuell unvollständigen Teilmenge von Problemmerkmalen.
3. Eine Klassifikation/Diagnostik gilt als beendet, wenn eine oder mehrere Lösungen für die Probleminstanz angegeben werden können.
4. Ist durch eine Erweiterung der Merkmale der Probleminstanz eine Verbesserung des diagnostischen Ergebnisses zu erwarten, so ist der Lösungsprozeß dafür zuständig, die hierfür benötigten Daten anzufordern.

¹³ Die Expertensystemtechnik bezeichnet man daher als *Angewandte KI*.

Das Ziel der Klassifikation/Diagnostik besteht meist darin, ein bekanntes Muster wiederzuerkennen, d.h. ein Objekt, einen Fehler oder einen Alarmzustand zu identifizieren. Dabei wird die Lösung – unter strenger Berücksichtigung der verfügbaren Problemmerkmale – aus einer vorgegebenen Menge von Alternativen ausgewählt.

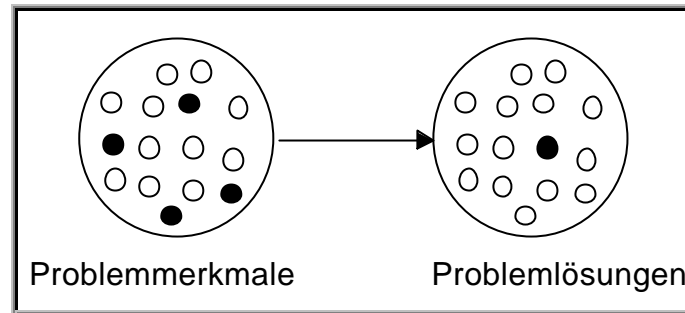


Abb. 9: Der Problemlösungstyp Klassifikation/Diagnostik nach PUPPE [111]

Nicht in allen Anwendungsgebieten ist eine $n:1$ -Relation zwischen den Problemmerkmalen und den Problemlösungen ausreichend. Durch den Einbau von Sicherheitswahrscheinlichkeiten in die funktionale Beziehung lassen sich *Differentialdiagnostiken* generieren. Eine Entscheidung über die Etablierung von Diagnosen und daraus resultierenden Folgeaktionen, wie Therapien in der Medizin, geschieht hierbei meist durch sorgfältigen Vergleich der wahrscheinlichsten Diagnosen und Auswahl der besten Alternative (*probabilistische Diagnostik*).

Konstruktion/Planung

Im Gegensatz zum Problemlösungstyp *Klassifikation/Diagnostik* kann bei Konstruktionsproblemen die Lösung nicht ausgewählt werden, sondern muß explizit aus Lösungselementen zusammengefügt werden.

Die Gesamtlösung wird durch einen Konstruktions- bzw. Bauplan charakterisiert und kann z.B. mit Hilfe der *skeletal planning*-Technik¹⁴ aufgebaut werden. Dabei wird das Konstruktionswissen hierarchisch in einem nicht-rekursiven Und-Oder-Graphen strukturiert, dessen Expansion mit heuristischen Regeln gesteuert wird.

¹⁴ Detaillierte Informationen zu den Problemlösungsmethoden für die Problemklasse Konstruktion/Planung sind PUPPE [111] zu entnehmen.

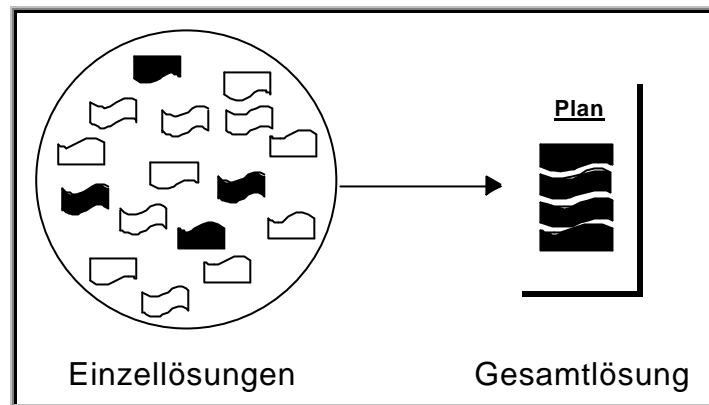


Abb. 10: Problemlösungstyp Konstruktion/Planung

Medizinische Diagnostik

Die medizinische Diagnostik kann in dieser Formalisierung als eine sequentielle Kopplung der beiden Problemlösungstypen *Klassifikation/Diagnostik* und *Konstruktion/Planung* dargestellt werden.

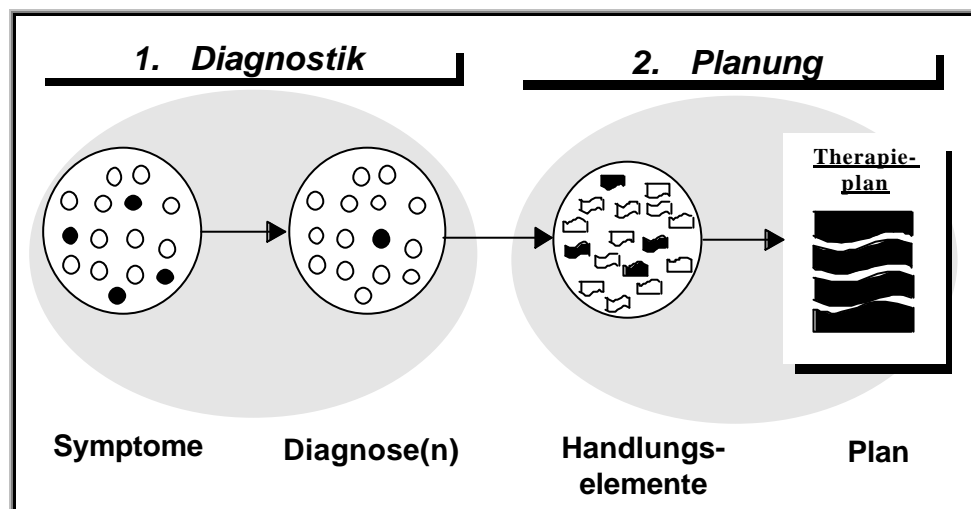


Abb. 11: Medizinische Diagnostik als sequentielle Kopplung der Problemlösungstypen Diagnostik und Planung

2.4.2 Modellentwurf

Nach PUPPE [108] ist die medizinische Entscheidungsfindung in zwei Hauptteile gegliedert, Diagnostik und Therapieplanung. Bei der Diagnostik werden aus den vorhandenen Rohdaten Beurteilungen in Form von Diagnosen generiert und wenn nötig überprüft. Für die Therapieplanung werden basierend auf den ermittelten diagnostischen Ergebnissen aus einer Vielfalt von Therapieplankombinationen die entsprechenden Handlungsempfehlungen bestimmt. Das in Abb. 12 dargestellte Modell dient der Verhaltensbeschreibung des modellierten präventivmedizinischen Problemlösungsprozesses. Im Rahmen der allgemeinen Diagnostik findet dabei eine kontinuierliche Verdichtung der Rohdaten über den *diagnostischen Mittelbau* zu Feindiagnosen statt. Dabei lassen sich zwei Phasen unterscheiden: *Datenvorverarbeitung* und *diagnostische Auswertung*.

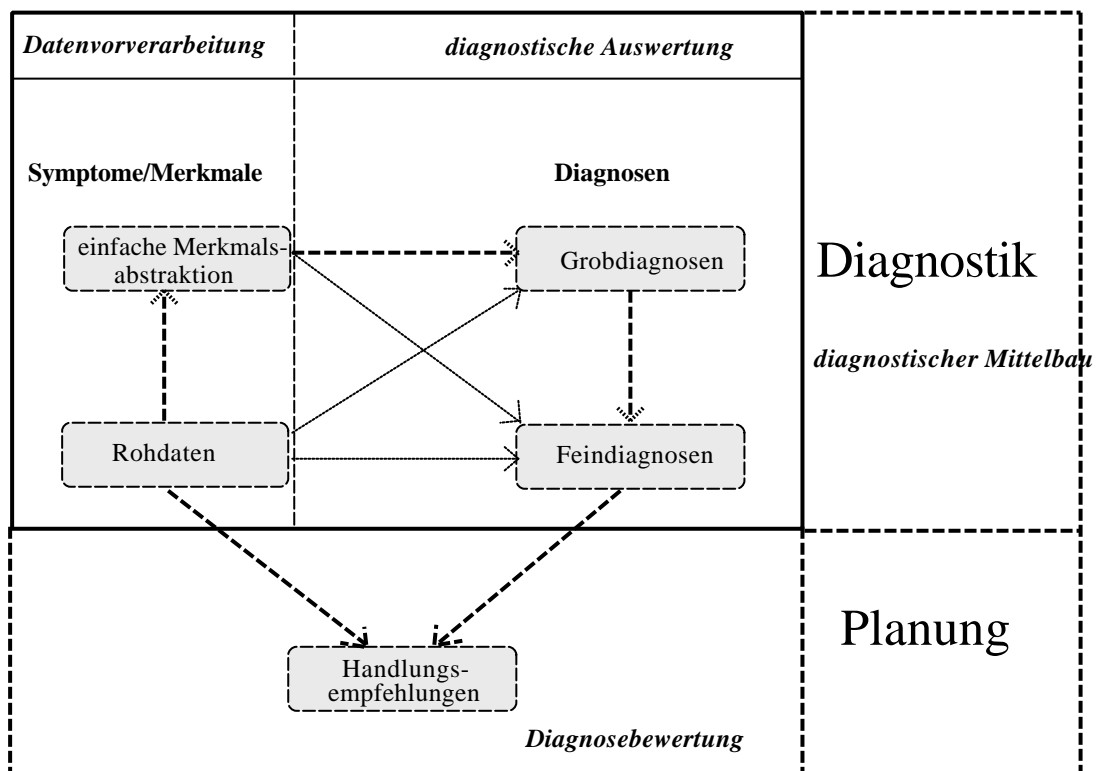


Abb. 12: Die medizinische Diagnostik im Modell

Während der Datenvorverarbeitung werden die Rohdaten zu Symptominterpretationen aufbereitet. Dazu zählen folgende Verarbeitungsverfahren:

- *Mathematische Aggregationen:*
Hier werden arithmetische Berechnungen durchgeführt, z.B. die Berechnungen von Zufuhrwerten der in der Food-Frequency-Analysis¹⁵ betrachteten essentiellen Nährstoffe an Hand des eingegebenen Fragebogens.
- *Abstraktion von quantitativen zu qualitativen Werten:*
Mit Hilfe der klassischen zweiwertigen Logik werden Klassifikationen vorgenommen, z.B. eine Einteilung in die Gewichtsklasse *Unter-, Normal- und Übergewicht*
- *Linguistische Bewertungen:*
Eine Erweiterung der zweiwertigen Logik kann mit Hilfe von Fuzzy-Logik erreicht werden. In der Datenvorverarbeitung werden dazu die scharfen Eingangsgrößen mittels Zugehörigkeitsfunktionen bewertet.

Die eigentliche – meist auf unsicherem Wissen basierende – diagnostische Auswertung der Rohdaten und die in der Datenvorverarbeitung aggregierten Wissenskenntnisse werden durch ein reichhaltiges Geflecht an Grobdiagnosen und Zwischenergebnissen unterstützt, die über eine schrittweise Verfeinerung die gewünschten Feindiagnosen liefern.

2.5 Unsicherheit/Vagheit und „Wissen über Unwissen“

Die Art und Weise, in der Menschen Unsicherheit durch Wahrscheinlichkeiten ausdrücken, ist vor allem in der Entscheidungsforschung, einer Tochterdisziplin der Psychologie, ein zentrales Thema. Der Grund liegt darin, daß in allen entscheidungstheoretischen Modellen – sofern sie Entscheidungen unter Unsicherheit fällen – die Wahrscheinlichkeit der Konsequenzen von Operationen einen wichtigen Parameter darstellt. Dies gilt sowohl für deskriptive Modelle, in denen es um die Analyse menschlichen Verhaltens geht, als auch für präskriptive Modelle, die die rationale Evaluation von Entscheidungsalternativen beschreiben.

¹⁵ Die *Food-Frequency-Analysis* ist eine retrospektive Erhebungsmethode der aktuellen Ernährungssituation [143]. Näheres hierzu ist dem Kapitel 5.5.1. zu entnehmen.

Das im Lösungsprozeß eines diagnostischen Problems eingesetzte mehrstufige Wissen basiert in vielerlei Hinsicht auf unsicheren und vagen Aussagen. Diese gilt es in das Verarbeitungsmodell zu integrieren.

Dabei können folgende Quellen für Unsicherheiten formuliert werden:

1. *Symptomerhebung:*

In der allgemeinen Diagnostik kommt es häufig vor, daß die Symptomerhebung nicht exakt durchgeführt werden kann. Dabei unterliegen beispielsweise Meßwerte meist einer gewissen Ungenauigkeit oder der Subjektivität. Weiterhin steht die medizinische Diagnostik vor dem großen Problem, Symptome auf indirektem Wege oft nur *erahnen* zu können.

2. *Symptombewertung:*

Die Bewertung der erfaßten Symptome wird meist über Regelanwendungen und Inferenzen vorgenommen. Schlußfolgerungen unterliegen jedoch oft dem Problem der fehlenden Objektivität und damit der Unsicherheit. Sie stellen die größte Unsicherheitsquelle in regelbasierten Systemen dar.

3. *Verrechnungsschema:*

Das mathematische Schema zur Verarbeitung von Unsicherheitsfaktoren in den Wissensrepräsentationen („Wissen über das Unwissen“) stellt selbst wieder einen Unsicherheitsfaktor innerhalb des diagnostischen Prozesses dar.

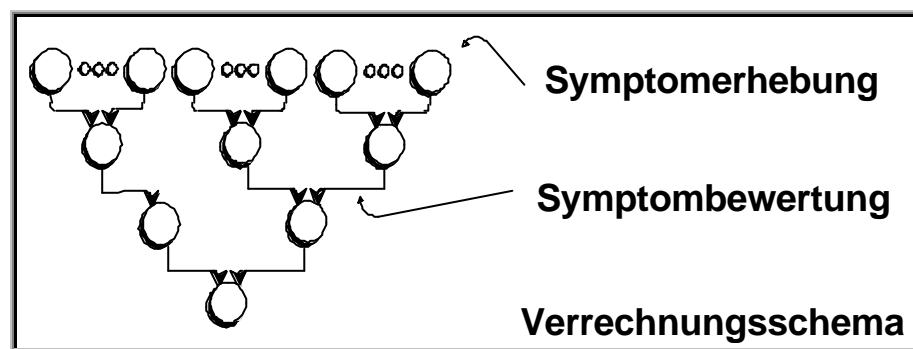


Abb. 13: Quellen der Unsicherheit im Lösungsprozeß eines mehrstufigen Wissens

In diesem Zusammenhang lassen sich zwei Arten von Unschärfe ausmachen: Die *intrinsische Unschärfe* kommt bei der Bewertung von Aussagen zum Tragen, die kontextabhängig sind (z.B. „kleiner Mann“). Hier lassen sich durch geeignete Quantifizierungen objektive Vergleichsmaße definieren.

Die *informativische Unschärfe* resultiert aus der Mehrdimensionalität eines Begriffes (z.B. „Kundenzufriedenheit“), der sich einer direkten Messung entzieht. Durch den gezielten Einsatz von Deskriptoren sind approximative Bestimmungen möglich. Weitere systematische Überlegungen zum Thema Unsicherheit und deren Verarbeitung („Wissen über Unwissen“ [130]) sind dem Kapitel 3.4 zu entnehmen.

3 Techniken zur Verarbeitung von Wissen

Zur Lösung von Problemen werden vom Menschen kognitive Fähigkeiten komplexer Struktur verlangt und eingesetzt. Durch das Zusammensetzen von Informationen bzw. Informationseinheiten entstehen Abbildungen, Zuordnungen und Funktionen, die sich meist nicht wie im klassisch mathematischen Sinne algorithmisch prozedural formulieren lassen.

Das Wissenschaftsgebiet der **Künstlichen Intelligenz (KI)**¹⁶, welches in den 50er Jahren entstand ([79],[107]), beschäftigt sich mit Problemstellungen, die nicht algorithmisch modellierbar sind, und beinhaltet eine große Vielzahl verschiedener Methoden, die entwickelt wurden, um grundlegende KI-Probleme zu lösen. Dazu zählen Forschungsgebiete wie die der Expertensysteme¹⁷, der natürlichsprachlichen Systeme (Spracherkennung), der Mustererkennung, der Robotik, der Deduktionssysteme und der künstlichen neuronalen Netze [135].

Eines der Hauptziele der KI ist die Emulierung komplexer kognitiver Prozesse, also die Überdeckung des *kognitiven Spektrums* (siehe Kapitel 1.2.1). JACKSON [66] spricht in diesem Zusammenhang auch von der *Simulation menschlichen Verhaltens*. Die folgende Definition des Begriffes KI von BARR und FEIGENBAUM [11] kann man nach JACKSON [66] als repräsentativ betrachten:

„Künstliche Intelligenz ist der Teil der Computerwissenschaft, der sich mit der Entwicklung intelligenter Computersysteme befaßt. Das sind Systeme, die die charakteristischen Eigenschaften aufweisen, die wir mit intelligentem Verhalten assoziieren – Verstehen von Sprache, Lernen, Schlüsse ziehen, Probleme lösen und so weiter.“

¹⁶ Einen Rückblick und methodische Ansätze zu Entwicklungen und Paradigmen der Forschungsgebiete der KI gibt u. a. POPOVIC et al. [107].

¹⁷ *Expertensysteme* werden auch oft als *Wissensbasierte Systeme* bezeichnet. Nach PUPPE [111] unterscheiden sich Expertensysteme von Wissensbasierten Systemen nur dadurch, daß ihr Wissen letztlich von Experten stammt. Die vorliegende Arbeit verwendet den Begriff *Wissensbasiertes System* für alle Formen intelligenter Systeme.

Die KI befaßt sich demnach damit, Computer so zu programmieren, daß sie Aufgaben ausführen können, welche zum gegenwärtigen Zeitpunkt durch Menschen wahrgenommen werden, weil sie höhere mentale Prozesse erfordern, wie z.B. Entscheidungen treffen oder Schlüsse ziehen¹⁸.

Um die computerunterstützte Verarbeitung von (deskriptivem) Wissen bemühen sich derzeit verschiedene Wissenschaftsbereiche der KI und anderer Disziplinen, die sich zum Teil grundlegend in ihren Paradigmen unterscheiden. Die Theorien gelten als gut verstanden und finden vermehrt ihre Anwendung in der Praxis.

Die Vorteile der einzelnen Verfahren sind oft nur dann effektiv einsetzbar, wenn Basisstrategien zur Datenverwaltung zur Verfügung stehen. Auch Techniken der klassischen Datenverarbeitung, wie z.B. Datenbanktechniken, können dazu eingesetzt werden, das prozedurale Wissen, das innerhalb eines komplexen Problemlösungsprozesses vorkommt, algorithmisch zu lösen. Auch im Rahmen der Datenerhebung eines komplexen wissensverarbeitenden Systems sind klassische Datenverarbeitungstechniken unverzichtbar. Diese einfachen Verrechnungsverfahren in einen komplizierten Formalismus zu zwingen, wäre nicht ratsam.

Im Rahmen dieser Arbeit wird die klassische Datenverarbeitung als eine Technik, (prozedurales) Wissen zu verarbeiten, nicht weiter untersucht.

Nach der Darstellung eines Klassifikationsmodells für problemlösende Verfahren beschäftigt sich dieses Kapitel mit der informellen Beschreibung der drei *intelligenten* Verarbeitungstechniken *Expertensysteme*, *konnektionistische Modelle* bzw. *neuronale Netze* und *Fuzzy Logik*. Aus praktischer Sicht der vorliegenden Arbeit erwiesen sich diese als besonders wichtig für den Einsatz innerhalb diagnostischer Problemlösungsverfahren.

Eine isolierte Betrachtungsweise macht zunächst die Einsatzmöglichkeiten dieser Methoden bei der Verarbeitung von Wissen innerhalb eines hybriden Ansatzes deutlich.

Die zugrundeliegenden Wissenschaftsbereiche lassen sich im Rahmen dieser Arbeit nur ansatzweise erörtern. Zur weiteren Vertiefung von Kenntnissen wird an den entsprechenden Stellen daher auf die Fachliteratur hingewiesen.

¹⁸ Schlußfolgern wird in diesem Zusammenhang als eine notwendige Bedingung für intelligentes Verhalten angesehen.

3.1 Klassifikationsmodell problemlösender Techniken

Zur Klassifikation problemlösender Technologien lassen sich in Anlehnung an MADEY et al. [86] folgende vier Verarbeitungsverfahren (*problem solving processing*) unterscheiden, die sich wie in Abb. 14 hierarchisch gliedern:

- Verfahren zur Informationsverarbeitung (*information processing*),
- Verfahren zur numerischen Verarbeitung (*numeric processing*),
- Verfahren zur symbolischen Verarbeitung (*symbolic processing*) und
- Verfahren zur subsymbolischen Verarbeitung (*subsymbolic-processing*).

Die beiden Verfahrensklassen *information processing* und *numeric processing* fallen dabei in die Kategorie der konventionellen Techniken und werden im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter berücksichtigt, während *symbolic processing* und *subsymbolic processing* der intelligenten Kategorie zugeordnet werden.

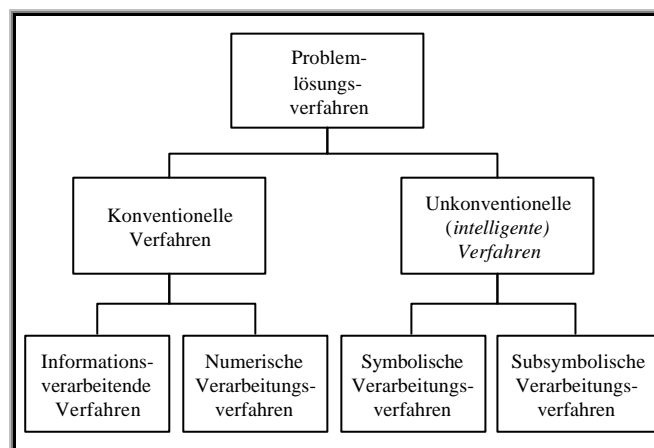


Abb. 14: Klassifikationsmodell problemlösender Verfahren zum Einsatz in wissensverarbeitenden Systemen in Anlehnung an MADEY et al. [86]

Die zugehörigen Technologien der Klassen *symbolic processing* und *subsymbolic processing* werden wie in Abb. 15 explizit eingestuft. Dabei werden auf einem Spektrum die beiden extremen Paradigmen zur Verarbeitung von Wissen unterschieden. Auf der einen Seite stehen die **symbolischen** Verfahren wie die der Expertensystemtechnologie, bei der die Verarbeitung von Wissen mittels Manipulation von

Symbolen realisiert wird. Dies wurde in der sogenannten *physical symbol systems hypothesis* von A. NEWELL [102] explizit hervorgehoben¹⁹.

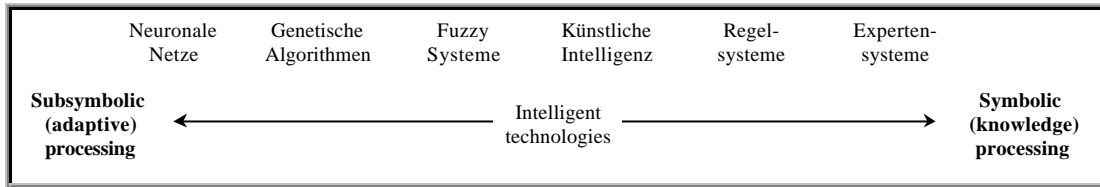


Abb. 15: Einordnung der intelligenten Technologien nach ihren unterschiedlichen Paradigmen (vgl. MADEY et al. [86])

Auf der anderen Seite stehen die **subsymbolischen** Techniken wie die Methoden neuronaler Netze²⁰. Das Paradigma des Konnektionismus besagt, daß Informationsverarbeitung als Interaktion einer großen Zahl einfacher Einheiten (Zellen, Neuronen) angesehen wird, die anregende oder hemmende Signale an andere Zellen senden. Symbole werden hierbei üblicherweise nur implizit dargestellt durch das Aktivierungsmuster der Einheiten (verteilte Wissensrepräsentation).

Die Gegensätzlichkeit dieser beiden Ansätze wurde häufig ausgiebig diskutiert, wie z.B. in ([41],[47],[48],[148]). Eine kurze Zusammenfassung der Features typischer symbolischer und konnektionistischer Modelle ist der Tab. 1 zu entnehmen.

Tab. 1: Einige Features konnektionistischer und symbolischer Modelle [77]

	Konnektionistischer Ansatz	Symbolischer Ansatz
Lernfähigkeit	leicht	schwer
Erklärungsfähigkeit/Instrospektion	keine	gut
Verarbeitungsgeschwindigkeit	langsam	schnell
Algorithmus	parallel	sequentiell
Umgang mit <i>verrauschten</i> Daten	gut	schlecht
Generalisierung	leicht	schwierig
Wissensrepräsentation	schwierig	leicht

¹⁹ "A physical symbol system has the necessary and sufficient means for general intelligent action. By necessary, we mean that any system that exhibits general intelligence will prove upon analysis to be a physical symbol system. By sufficient we mean, that any physical symbol system of sufficient size can be organized further to exhibit general intelligence." (siehe [79])

²⁰ Für das Wissenschaftsgebiet der künstlichen Neuronen Netze wird oft als Synonym der Begriff *Konnektionismus* verwendet.

Diese Einteilung unkonventioneller bzw. intelligenter Verfahren nach MADEY et al. [86] steht in Analogie zum *Spektrum der KI*, welches durch LALLEMENT [77] angegeben wurde.

Bereits in Kapitel 1.2 wurde dieses Spektrum unter kognitiven Gesichtspunkten herangezogen, um die Motivation für diese Arbeit zu unterstreichen.

Ziel der Überlegungen ist die partielle Überdeckung des *kognitiven Spektrum* auf breiter Basis zur Lösung komplexer Probleme.

3.2 Symbolische Wissensverarbeitung mittels Expertensystemen

Nach dem Paradigma der klassischen KI ist Informations- bzw. Wissensverarbeitung die Manipulation von Symbolen²¹. Dieser Ansatz (nach DREYFUS et al. [35] auch als *making a mind* bezeichnet) startet auf einem hohen kognitiven Level und korrespondiert mit rein analytischen Problemstellungen, deren Lösungen durch kausal erklärbare Handlungsmuster, z.B. in Form von Regeln oder Logiken, exakt formalisierbar sind [110].

Die zugrundeliegende Hypothese dieses *high-level*-Ansatzes zur Modellierung kognitiver Eigenschaften ist nach LALLEMENT [77], daß das Gehirn nicht das einzige physikalische Medium ist, welches in der Lage ist, denkpsychologische Prozesse zu erzeugen.

Expertensysteme zählen zur *angewandten KI* und gelten als Repräsentant des symbolischen Ansatzes. Hierbei handelt es sich um Programme, mit denen fachspezifisches Wissen und die Schlußfolgerungsfähigkeit von qualifizierten Fachleuten nachgebildet werden [110]. Schlußfolgern wird in diesem Zusammenhang als eine notwendige Bedingung für intelligentes Verhalten angesehen. Primär zielen Expertensysteme darauf ab, problemspezifische Lösungen auf einem engen Anwendungsgebiet zu generieren. Sie werden häufig als Beratungsprogramme zur Entscheidungsunterstützung innerhalb der routinemäßigen Arbeit entwickelt und eingesetzt.

²¹ Diese *symbolische* Wissensverarbeitung unterscheidet sich somit im Grundsatz von der *sub-symbolischen* Verarbeitung von Wissen mittels neuronaler Netze.

3.2.1 Wissensrepräsentation und -verarbeitung

Die Expertensystemforschung bietet derzeit eine Reihe von symbolorientierten Formalismen an, um geistige Denkprozesse und intelligente Wissensverarbeitung zu modellieren und maschinell verarbeitbar zu machen. Eine Wissensrepräsentationsform soll dabei eine möglichst natürliche Kodierung der Fachterminologie ermöglichen und ausdrucksstark genug sein, um einen komplexen Problemlösungsprozeß erfassen zu können.

Folgende Formen der Wissensrepräsentation werden unterschieden: Aussagenlogik, Constraints, Objektorientierte Darstellung, Semantische Netze, Prädikatenlogik sowie Produktionsregelsysteme. Eine informelle Beschreibung hierzu ist z.B. PUPPE [110] zu entnehmen.

Diese verschiedenen Darstellungsformen eignen sich für unterschiedliche Problemlösungstypen, über deren Vor- und Nachteile Theoretiker der Informatik heftig diskutieren. In der Expertensystempraxis gewinnen Mischformen aus verschiedenen Ansätzen zur Wissensrepräsentation derzeit immer mehr an Bedeutung. So weist schon AIKINS [2] 1983 darauf hin, daß die Benutzung von mehreren Formalismen zwei wesentliche Vorteile hat [66]:

1. Das gesamte fachspezifische Wissen muß nicht in ein einziges Kodierungsschema gepreßt werden.
2. Unterschiedliche Typen von Wissen benötigen meist unterschiedliche Repräsentationsformen.

SIMMONS et al. [125] geben als Begründung für den Einsatz verschiedener Repräsentationsformen folgende Beobachtung an: Eine „gute“ Repräsentation muß verschiedene Kriterien erfüllen, wie Vollständigkeit, Konsistenz, Transparenz und Effizienz, die jedoch häufig miteinander kollidieren. Weiterhin ist es schwierig eine Repräsentation zu finden, die ausdrucksstark genug ist, um das komplexe kognitive Problem zu modellieren, d.h. das zugrundeliegende Wissen zu erfassen und zu verarbeiten²².

²² Die Autoren weisen in diesem Zusammenhang auf Probleme bei der Verwendung verschiedener Wissensrepräsentationsformen hin [125].

Nach LALLEMENT et al. [77] ist es derzeit auch nicht absehbar, daß es in naher Zukunft **einen** Lösungsformalismus geben wird, um das gesamte *Spektrum der Kognition* überdecken zu können.

Die theoretisch am besten untersuchte Wissensrepräsentation und der häufig verwendete Bezugspunkt für andere Wissensrepräsentationen ist die Prädikatenlogik erster Ordnung. Ihre praktische Bedeutung ist jedoch relativ gering.

In der Praxis gilt die regelbasierte Wissensverarbeitung (Produktionsregelsysteme) mittels Rückwärts- (*Backward*-) bzw. Vorwärtsverkettung (*Forward-Chaining*), so wie sie durch das MYCIN-Projekt [18] erstmalig praktische Akzeptanz gewann, derzeit als der weitverbreitetste Repräsentationsformalismus²³ für Expertensysteme.

Die Vorteile der symbolischen Wissensverarbeitung mittels Expertensystemtechniken liegen im wesentlichen in der Architektur derartiger Systeme begründet. Dort findet nämlich eine Trennung zwischen dem Wissen selbst und der Wissensverarbeitung statt²⁴. So läßt sich die Wissensbasis verhältnismäßig einfach durch Editoren (*word processing*) modifizieren, ohne daß die Anwendung neu kompiliert werden muß.

Die Formalismen ermöglichen aufgrund kausaler Logiken eine Instrospektion der Wissensbasis. Semantische Zusammenhänge im Wissensnetz und diagnostische Lösungen lassen sich erklärungsfähig²⁵ machen.

Unter Berücksichtigung der Modellierungstechniken auf dem *knowledge level* (siehe Kapitel 2.2.1) unter Zuhilfenahme formaler wie semi-formaler Sprachen leistet die symbolische Wissensverarbeitung mit ihren Repräsentationsformalismen einen wesentlichen Beitrag zur Transparenz und Wiederverwendbarkeit von Wissensbasen.

²³ Der Formalismus zur *Wissensrepräsentation* impliziert in den meisten Fällen die Art der *Problemlösungsmethode/Inferenzstrategie*.

²⁴ Für einführende Informationen zu Expertensystemen sei auf die entsprechende Fachliteratur wie z.B. PUPPE [108] oder JACKSON [66] verwiesen.

²⁵ Näheres zum Thema *Erklärungsfähigkeit* ist dem Kapitel 4.3.1.1 zu entnehmen.

3.2.2 Anwendungen

Die symbolische Wissensverarbeitung mittels Expertensystemtechnik findet ihre Anwendung in Wissensbereichen, die als gut verstanden gelten und gemäß dem *Spektrum der Kognition* nach LALLEMENT et al. [77] (siehe Kapitel 1.2.1) analytischer Natur sind. Dies setzt voraus, daß das zugrundeliegende Problem und das zugehörige Lösungsverfahren als wissensverarbeitender Prozeß unter Einhaltung der Kausalitätsbedingung exakt formalisierbar sind. In der Informatik-Praxis hat sich diese Technik weitreichend in vielen unterschiedlichen Anwendungsbereichen etabliert.

Der Wissenschaftsbereich der Expertensystemtechnologie lieferte in den beiden vergangenen Jahrzehnten viele Grundlagenarbeiten im praxisnahen Umgang mit wissensintensiven analytischen Problemstellungen. Einer differenzierten Einteilung von Anwendungsgebieten nach Problemklassen kommt dabei große Bedeutung zu.

Einen ausführlichen Überblick zu Ansätzen zur Einteilung von Problemklassen liefert PUPPE [111]. Der Autor unterscheidet bei dieser Fragestellung zwischen dem Problem aus Anwendersicht, dem *Problemtyp*, und dem Problem aus Entwicklersicht, dem *Problemlösungstyp*²⁶.

Als die drei Hauptproblemlösungstypen bezeichnet er

- die *Klassifikation/Diagnostik*, bei der die Problemlösung aus einer Menge vorgegebener Alternativen ausgewählt wird,
- die *Konstruktion/Planung*, bei der die Problemlösung aus vorgegebenen, einfachen Bausteinen zusammengesetzt wird, und
- die *Simulation*, bei der ermittelt wird, wie ein vorgegebenes System-Modell auf bestimmte Eingaben reagiert.

Die Beschreibung der beiden Problemklassen *Klassifikation/Diagnostik* und *Konstruktion/Planung* wurde bereits in Kapitel 2.4 vorgenommen. Dort wurde der diagnostische Prozeß in der Medizin formal charakterisiert.

²⁶ Anregungen zur strukturierten Entwicklung von Problemlösungsmethoden liefern FENSEL et al. [37]. Methoden zur Validierung von Problemlösungsmethoden sind bei BREUKER et al. [15] zu finden.

Die Problemklasse *Simulation* dient dazu, die Auswirkungen von bestimmten Annahmen auf ein System vorherzusagen. Voraussetzung hierfür ist ein Modell des zu simulierenden Systems, das sowohl Systemparameter als auch Beziehungen zwischen diesen Parametern enthält. Die Simulation besteht darin, für gewisse Werte von (Eingabe-)Parametern Belegungen von anderen (Ausgabe-)Parametern zu aggregieren. Dazu sind jedoch im allgemeinen sehr genaue und aufwendige Simulationsmodelle erforderlich. In Expertensystemen findet die Simulation ihre Realisierung in meist einfachen Anwendungsbereichen, z.B. um durch Klassifikations- und Konstruktionsmethoden hergeleitete Problemlösungen daraufhin zu überprüfen, ob sie die gewünschte Lösung adäquat approximieren. Sie werden auch dazu verwendet, Anwendungsbereiche besser kennenzulernen bzw. ein besseres Gefühl für das Systemverhalten zu entwickeln.

Die Festlegung der Parameter und deren funktionalen Beziehungen erfordert Erfahrungswissen und ist Voraussetzung für einen Modellentwurf. Die Grenzen der Simulation liegen in den Begrenzungen des Modells, d.h. es kann nur eine begrenzte, vorselektierte Menge an Parametern und Komponenten berücksichtigt werden.

3.3 Subsymbolische Wissensverarbeitung mittels konnektionistischer Methoden

Der Begriff *Konnektionismus* wird oft synonym für das Wissenschaftsgebiet der (künstlichen) neuronalen Netze verwendet [148]. Dabei wird weniger das biologische Vorbild Gehirn betont als vielmehr die große Zahl einfacher Verarbeitungseinheiten, die durch ihre hochgradige Vernetzung Nachrichtenaustausch betreiben. Dieser Ansatz wird nach DREYFUS et al. [35] auch als *modeling the brain* bezeichnet. Die zugrundeliegende Hypothese dieses Ansatzes ist nach LALLEMENT [77], daß die Architektur des Gehirns wesentlichen Einfluß auf die Generierung denkpsychologischer Prozesse hat.

Die Informationsverarbeitung im Sinne des konnektionistischen Paradigmas basiert auf der Interaktion dieser einfachen Einheiten (Zellen, Neuronen), die hemmende oder anregende Signale an andere Zellen senden.

Neben der Motivation durch die Ähnlichkeit zu erfolgreichen biologischen Systemen beziehen (künstliche) neuronale Netze ihre Motivation – vor allem für naturwissenschaftliche Disziplinen – aus der Tatsache, daß es sich hierbei um massiv parallele, lernfähige Systeme handelt. Die zugrundeliegenden Algorithmen sind in Form von Programmen, Netzwerksimulatoren oder auch in Form spezieller neuronaler Hardware in vielen Anwendungsgebieten einsetzbar.

Eine der meist zitierten Referenzen für Studien neuronaler Netze ist MCCLELLAND et al. ([90],[91]).

3.3.1 Wissensrepräsentation und -verarbeitung

Zellen eines (künstlichen) neuronalen Netzwerkes sind stark idealisierte Neuronen. Sie bestehen in Anlehnung an ihr biologisches Vorbild aus drei Komponenten: Dem *Zellkörper* (Soma), den *Dendriten*, welche die Eingabe des Netzes in die Zelle aufsummieren, und dem *Axon*, welches die Ausgabe einer Zelle nach außen weiterleitet, sich verzweigt und mit den Dendriten nachfolgender Neuronen über Synapsen in Kontakt tritt. Die Stärke der Synapsen wird meist als numerischer Wert repräsentiert und als *Verbindungsgewicht* bezeichnet. Über den *Aktivierungszustand* wird der Grad der Aktivierung einer Zelle definiert. Die *Aktivierungsfunktion* gibt an, wie sich ein neuer Aktivierungszustand der Zelle aus dem alten Aktivierungszustand und den Zelleingängen funktional ergibt. Die Ausgabe der Zelle wird schließlich mit einer *Ausgabefunktion* festgelegt²⁷. Eine Zelle dient in einem (künstlichen) neuronalen Netz als vereinfachte Verarbeitungseinheit.

Mehrere Zellen werden nach topologischen Gesichtspunkten zu einem Netzwerk verbunden. Dieses wird formal z.B. als gerichteter und gewichteter Graph repräsentiert, wobei die Kanten die gewichteten Verbindungen zwischen den Neuronen darstellen. Die Matrix der Verbindungen bezeichnet man als *Gewichtsmatrix*.

Mit Hilfe einer *Propagierungsfunktion* wird festgelegt, wie sich die Netzeingabe einer Zelle aus den Ausgaben der anderen Zellen und den Verbindungsgewichten errechnet.

²⁷ Für detaillierte Einführungen in die begrifflichen Definitionen von (künstlichen) neuronalen Netzen muß an dieser Stelle auf die entsprechende Fachliteratur verwiesen werden. Erläuterungen zu Konzepten des Konnektionismus können z.B. in ZELL [148] nachgeschlagen werden.

Im Mittelpunkt des Interesses konnektionistischer Konzepte steht die *Lernregel*. Hierbei handelt es sich um einen Algorithmus, gemäß dem das (künstliche) neuronale Netz lernt, aus einem vorgegebenen Eingabemuster eine gewünschte Ausgabe zu aggregieren. Lernen erfolgt meist durch die Modifikation der Gewichtungen an den Verbindungen als Ergebnis der wiederholten Präsentation von Trainingsmustern. Die Methodik besteht oft darin, den Fehler zwischen erwarteter und tatsächlicher Ausgabe für alle Trainingsmuster zu minimieren. Dies setzt allerdings voraus, daß eine „erwünschte“ Ausgabe angegeben werden kann.

Allgemein unterscheidet man drei Arten des Lernens in (künstlichen) neuronalen Netzen:

- **Überwachtes Lernen:** Für jedes Eingabemuster wird vom *Trainer* das optimale Ausgabemuster angegeben
- **Bestärkendes Lernen:** *Trainer* bestätigt mit richtig/falsch
- **Unüberwachtes Lernen:** Selbstorganisation ohne *Trainer*

Am Ende der Lernphase steht das (künstliche) neuronale Netz für Generalisierungsaufgaben zur Verfügung. Künstliche neuronale Netze werden also nicht im klassischen Sinne programmiert, sondern durch Fallbeispiele trainiert.

Die Repräsentation und Verarbeitung des Wissens in einem (künstlichen) neuronalen Netz wird als subsymbolisch bezeichnet. Als Informationsträger werden keine Symbole wie in der klassischen KI verwendet, sondern die Aktivierungsmuster des Netzwerkes – ausgedrückt durch die Gewichtungsfaktoren der Netzverbindungen – tragen zu einer verteilten Wissensrepräsentation bei.

Die Verfahren zur Wissenverarbeitung mittels der Methoden (künstlicher) neuronaler Netze haben gegenüber herkömmlichen Ansätzen zur Informationsverarbeitung folgende positive Eigenschaften [148]: Lernfähigkeit, Parallelität, verteilte Wissensrepräsentation, Fehlertoleranz, Assoziative Speicherung der Information, Robustheit gegenüber Störungen und ungenauen Daten sowie effiziente Generalisierung.

Vor allem die verteilte Wissensrepräsentation gilt als wesentliche Charaktereigenschaft neuronaler Netze und wird mit dem Begriff *parallel distributed processing* (PDP) assoziiert, der durch MCCLELLAND et al. ([90],[91]) geprägt wurde.

Jedoch müssen im Rahmen dieser Wertung neuronaler Netze auch deren Nachteile angeführt werden: Der Wissenserwerb ist nur durch Lernen möglich, und eine Introspektion fehlt. Weiterhin erlauben neuronale Netze kein logisches Schließen und lernen relativ langsam.

Weitere Grenzen (künstlicher) neuronaler Netzwerke nennt MEDSKER [96]:

- Das Wissen ist nicht strukturiert,
- die Gewichtungsfaktoren (verteiltetes Wissen) sind nur eine Menge von Zahlenwerken und haben keine Verbindung zu menschlichen Denkprozessen
- dem Wissen fehlt jegliche Semantik und
- Erklärungen für Resultate können nicht gegeben werden.

MCCLELLAND et al. [91] konstatieren:

„... we are convinced that these models are equally applicable to higher level cognitive processes and offer new insights into these phenomena as well. We must be clear, though, about the fact that we cannot and do not expect PDP models to handle complex, extended, sequential reasoning processes as a single settling of a parallel network.“ [91]

Es existiert eine Vielzahl an Entwürfen, die Konzepte für konnektionistische Modelle liefern. Sie gelten sowohl in der Theorie als auch in der Praxis als gut verstanden und werden nicht nur für Forschungszwecke verstärkt eingesetzt. Viele Anwendungen innerhalb der Industrie profitieren von den Vorteilen konnektionistischer, subsymbolischer Verfahren zur Verarbeitung von Wissen.

3.3.2 Anwendungen

Methoden (künstlicher) neuronaler Netze finden heute starke Verbreitung in den unterschiedlichsten Anwendungen, die gemäß dem *Spektrum der Kognition* nach LALLEMENT et al. [77] (siehe Kapitel 1.2.1) synthetischer Natur sind, also Problemlösungen benötigen, die im kognitiven Sinne unbewußt ablaufen, unzerlegbar sind und aus einfacher Wahrnehmung resultieren.

Aufgrund der fehlenden Instrospektionsmöglichkeit dieser Konzepte und damit auch der fehlenden Semantik und Erklärungsfähigkeit kann man diese auch als *Black-Box-Systeme* bezeichnen. Vor allem in technischen Disziplinen, wie z.B. der Robotik oder der Regelungstechnik finden (künstliche) neuronale Netze ihren Einsatz als Ent-

scheidungsinstrument. Bei der Erkennung und beim Vergleich von Mustern (*pattern recognition*) werden sie in der Praxis favorisiert.

Der Modellentwurf für ein hybrides wissensverarbeitendes System, wie er im Rahmen dieser Arbeit entwickelt wurde, sieht die Anwendung (künstlicher) neuronaler Netze in diagnostischen Teilfragestellungen. Klassifikationen und die Ermittlung propagierter numerischer Netzausgaben, die in den diagnostischen Prozeß einfließen, sieht die Entwurfsentscheidung vor.

In der wissensverarbeitenden Diagnostik kann diese Technik eingesetzt werden, um Teilprobleme zu bearbeiten, die mit Hilfe anderer Verfahren nur schwer oder gar nicht zu lösen sind. Im Gegensatz zur klassischen Regelverarbeitung, bei der der Entwurf kausaler Zusammenhänge zur Modellierung des Wissens im Vordergrund steht, zielen neuronale Netze darauf ab, assoziatives Denken nachzubilden. Methoden (künstlicher) neuronaler Netze können in diagnostischen Problemstellungen angewendet werden, wenn

- kausale Zusammenhänge kombinatorisch explodieren,
- kausales Wissen nicht vorhanden ist und
- Daten ungenau sind oder gar nicht zur Verfügung stehen.

Ein derartiges Black-Box-System, welches nach einer intensiven Lernphase für Generalisierungsausgaben innerhalb des hybriden wissensverarbeitenden Systems zur Verfügung steht, kann somit zur Implementierung einer *assoziativen Diagnostik* eingesetzt werden.

3.4 Wissensverarbeitung mittels Fuzzy Logik

In den Technik- und Naturwissenschaften erfolgt die mathematische Modellierung von Sachverhalten üblicherweise durch das Instrumentarium der klassischen zweiwertigen Logik. Mathematisch exakt formulierte Modelle erzwingen allerdings eine Reihe von Idealisierungen und Abstraktionen der objektiven Realität, wie z.B. die Annahme, die Modellparameter sicher zur Verfügung zu haben.

Die klassische Logik erlaubt daher nur solche Aussagen zu repräsentieren, die mit der exakten Ja/Nein-Zugehörigkeit dargestellt werden können. Auf natürlichsprachliche Ausdrücke wie *wahrscheinlich*, *vielleicht*, *wenig* oder *viel* ist sie nicht anwend-

bar. Diese Art von Zwischentönen innerhalb von kognitiven Bewertungen kommen in Anwendungsbereichen von wissensverarbeitenden Systemen häufig vor, da fachspezifisches Wissen meist unsicher und vage ist. Die Wissensrepräsentation und die Problemlösungsstrategien müssen demzufolge dahingehend erweitert werden, unscharfe Informationen verarbeiten zu können. Die wesentliche Basis hierfür bildet die Bewertung der Aussagen und der Inferenzaussagen mit *Wahrscheinlichkeitswerten*, die den Grad der Unsicherheit repräsentieren²⁸ und Evidenzkoeffizienten genannt werden.

Um Unschärfe in Informationen bei Automatisierungsprozessen zu modellieren, wurden in den Anfängen der KI-Forschung und -Praxis verschiedene statistische und nicht-statistische Ansätze realisiert. Die formalen Beschreibungen dieser mathematischen Konzepte sind der entsprechenden Fachliteratur zu entnehmen²⁹.

Ein seit 1965 etabliertes Verrechnungsschema von unsicherem und vagem Wissen bietet die Fuzzy-Logik. Die Theorie der unscharfen Mengen³⁰ bietet vielseitige Möglichkeiten, die oben erwähnten Problemstellungen zu verarbeiten (z.B. [21], [89],[67]).

Während noch vor wenigen Jahrzehnten Unschärfe mit Ungenauigkeit gleichgesetzt wurde und damit mit Computern unvereinbar schien, liegt mit der Fuzzy-Logik derzeit ein mathematisch fundiertes Modell vor, welches im Gegensatz zur klassischen zweiwertigen Logik zur Lösung folgender Probleme geeignet ist [128]:

- Sachverhalte der objektiven Realität sind meist nicht eindeutig und klar abgrenzbar. Eine präzise formale Beschreibung scheitert dadurch häufig.
- Die Beschreibung eines komplexen Systems erfordert oft mehr detaillierte Systemparameter als ein Mensch gleichzeitig erkennen, verarbeiten und mit der zweiwertigen Logik ausdrücken kann.

²⁸ Die drei wesentliche Quellen von Unsicherheiten wurden in 2.4 dargelegt.

²⁹ Einen Überblick zu mathematische Modelle zum probabilistischen Schließen findet man beispielsweise in PUPPE [108].

³⁰ Die Theorie der unscharfen Mengen geht auf LOTFI A. ZADEH [145], Professor für Computerwissenschaften an der Universität Berkeley in Kalifornien, zurück, die er Mitte der 60er Jahre als Erweiterung der klassischen Logik entwickelt hatte. Akzeptanz gewonnen hat diese Technik allerdings erst Anfang der 80er Jahre.

Unscharfe Mengen werden mit dem Begriff der *linguistischen Variablen* assoziiert, deren Werte bzw. Ausprägungen im Gegensatz zu numerischen Variablen nicht Zahlen, sondern Ausdrücke in einer natürlichen oder künstlichen Sprache sind (symbolische Repräsentation). Sie dienen insbesondere dazu, linguistisch ausgedrücktes Wissen mit all seinen Unschärfen angemessen so in formale Sprachen zu übersetzen, daß auf der einen Seite möglichst wenig vom Reichtum der menschlichen Sprache verloren geht, daß aber auf der anderen Seite das Wissen durch Computer verarbeitet werden kann. Das Konzept der linguistischen Variablen ermöglicht die approximative Charakterisierung von Phänomenen, die entweder zu komplex oder zu schlecht strukturiert und damit einer Beschreibung durch konventionelle quantitative Methoden nicht zugänglich sind³¹.

3.4.1 Wissensrepräsentation und -verarbeitung

Unscharfe Mengen werden in der Fuzzy-Logik mittels Zugehörigkeitsfunktionen modelliert. Hierfür werden verschiedenartige Darstellungsformen verwendet, die sich in ihrem Verrechnungsaufwand zum Teil erheblich unterscheiden. Untersuchungen haben jedoch gezeigt, daß selbst der einfachste Formalismus im Mittel ähnliche Ergebnisse liefert.

Die quantitative Umsetzung der unscharfen Mengen bedarf für praktische Zwecke einer Operationalisierung der Zugehörigkeitsfunktion. In der Literatur zur Fuzzy Logik findet sich jedoch bis heute noch kein universeller axiomatischer Ansatz³² zur expliziten Bestimmung einer Zugehörigkeitsfunktion. Meist wird dieses Problem dadurch umgangen, daß eine Zugehörigkeitsfunktion als gegeben unterstellt wird. Darüber hinaus sind Zweifel an der Existenz eines solchen axiomatischen Ansatzes nicht von der Hand zu weisen, und somit erscheint eine pragmatische Vorgehensweise oft als sinnvoll.

Randbedingungen in einem diagnostischen (Teil-)Lösungsprozeß, der mit Hilfe der Fuzzy-Logik realisiert wird, finden auf zwei Arten Berücksichtigung:

³¹ Zur Einführung in die Theorie der unscharfen Mengen sei auf die entsprechende Fachliteratur (u.a. [104]) verwiesen. Einen detaillierten Überblick zur praktischen Anwendung von Fuzzy-Logik innerhalb regelverarbeitender Fuzzy-Systeme bieten MAYER et al. [89].

³² DUBOIS/PRADE [36] schildern einige Ideen und Ansätze, die das Problem der praktischen Bestimmung von Zugehörigkeitsfunktionen behandeln.

1. *Änderung von linguistischen Bewertungen:*

Die Festlegung der Parameter von unscharfen Mengen setzt ein meist individuelles Bewertungsschema fest und muß durch statistische Tests objektiviert werden. Eine Recht-/Linksverschiebung der entsprechenden Zugehörigkeitsfunktionen führt demzufolge zu einer Veränderung der linguistischen Bewertung von skalaren Größen.

2. *Nachbesserung:*

Es treten oft Randbedingungen im diagnostischen Prozeß auf, die nicht als Bewertungsänderung interpretierbar sind. Durch eine Nachbesserung des mittels Fuzzy-Logik ermittelten Standardwertes läßt sich dieses Problemlösungsverhalten automatisieren.

Der Einsatz von Modifikatoren erlaubt die mathematische Transformation von Zugehörigkeitsfunktionen. Das Ergebnis dieser Umformung kann sprachlich neu interpretiert werden. Es ist allerdings eine theoretisch weitestgehend ungeklärte Frage, wie ein sprachlicher Modifikator mathematisch realisiert werden soll. Für die Modifikatoren „sehr“ und „mehr oder weniger“ existieren formale Vorschläge³³. Der „sehr“-Modifikator bewirkt die *Konzentration* einer Zugehörigkeitsfunktion und damit die Abschwächung der Unschärfe. Indes führt die Anwendung des „mehr oder weniger“-Modifikators zu einer Verstärkung der Unschärfe (*Dilation*).

3.4.2 Anwendungen

Die Konzepte der unscharfen Mengen bieten reichhaltige Anwendungsmöglichkeiten, vor allem im Bereich der technischen Steuerung und Regelung. Die Integration dieser wissensverarbeitenden Technik in Expertensysteme hat sich bereits als sehr hilfreich und effizient erwiesen und wird in der Praxis erfolgreich eingesetzt.

Die auf der Theorie der unscharfen Mengen basierenden Methoden und Verfahren sind im Rahmen der Verarbeitung von Wissen als Teilkomponenten der Problemlösungsebene einsetzbar. Ihre Anwendungsmöglichkeiten werden nachfolgend entsprechend ihrem Problemtyp kurz erläutert.

³³ Für die formale und funktionale Beschreibung von Modifikatoren (unäre Operatoren) sei in diesem Zusammenhang auf MEYER et al. [89] verwiesen.

Fuzzy-Bewertung

Viele Entscheidungs- bzw. Klassifikationsprobleme in diagnostischen Anwendungen verarbeiten numerische Eingangsgrößen und bilden diese auf Ergebnisse ab. Die Abbildungsvorschriften, die mittels der klassischen zweiwertigen Logik formuliert werden, erweisen sich im praktischen Einsatz nicht immer als adäquat, da nur eindeutige kausale Zuordnungen in eine der vordefinierten Klassen realisiert werden können.

Die formalen Zuordnungsvorschriften zu einer der Aussagen, die über das Klassifizierungsschema festgelegt werden, bilden in der zweiwertigen Logik einen Eingangswert exakt auf die Werte 0 (falsch) bzw. 1 (wahr) ab. *Zwischentöne* sind nicht modellierbar. Somit werden z.B. Ausgangswerte, die sich am Übergang der Klassen befinden und sich nominell nur minimal voneinander unterscheiden, in unterschiedliche Klassen eingeteilt. Unterliegt der Eingangswert noch dazu einer gewissen Unsicherheit, verschlechtert sich das Klassifikationsverfahren.

Die Fuzzy-Logik eröffnet zusätzlich die Möglichkeit, eine Kennzahl für mehrdimensionale Problemstellungen dieser Art zu berechnen. Dieser zusammenfassende Wert basiert auf den Zugehörigkeitsgraden der Einzelwerte und wird nach WIRSAM [48] als *Prerow-Wert* bezeichnet. Er kann mit Hilfe verschiedener Operatoren³⁴ ermittelt werden und wird vor allem bei Optimierungsaufgaben eingesetzt.

Die qualitative linguistische Bewertung von quantitativen Aussagen bzw. Daten kann mit Hilfe der Fuzzy-Logik zur unscharfen Bewertung praxisnah realisiert werden.

Vor allem in der Differentialdiagnostik erweist sich diese Technik als sehr praktikabel im Umgang mit unsicherem bzw. vagem Wissen.

Fuzzy-Control

Bei der sogenannten *Fuzzy-Control*³⁵ handelt es sich im eigentlichen Sinne um eine regelungstechnische Anwendung der Fuzzy-Logik. Sie kommt vorwiegend dort zum Einsatz, wo für einen Lösungsprozeß nur ein sehr komplexes mathematisches Modell vorliegt. Für komplexe Steuervorgänge ist es zum einen schwierig, die Modelldaten

³⁴ Für die Ermittlung des Prerow-Wertes können die drei Operatoren „Minimum“, „geometrisches Mittel“ und „harmonisches Mittel“ eingesetzt werden.

³⁵ Die weitaus meisten realisierten Anwendungen der Fuzzy-Logik stammen aus dem Bereich der technischen Steuerung. Zur Einführung in die Fuzzy-Control wird an dieser Stelle auf SUGENO [129] oder PEDRYCZ [105] verwiesen.

mit einer hinreichenden Genauigkeit – meist mit Hilfe von Sensoren – zu erfassen, und andererseits ergeben sich schnell derart umfangreiche Gleichungssysteme, daß selbst moderne Hochleistungsrechner überfordert sind. Insbesondere bei Echtzeit-Anwendungen werden daher effiziente Techniken wie die der Fuzzy-Control favorisiert.

Bestimmte industrielle Anlagen lassen sich aus den genannten Gründen von Menschen meist besser als von herkömmlichen Reglern steuern. Diese Fähigkeit beruht auf Erfahrungen, Heuristiken, Intuition oder Daumenregeln. Diese Form der Wissensverarbeitung gilt es zu modellieren.

Die grundlegende Idee der Fuzzy-Control ist, das meist qualitative Wissen vorhandener Handlungsanweisungen eines Prozeßoperators in den Entwurf des Reglers zu integrieren.

Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte hybride wissensverarbeitende System verwendet eine modifizierte Form der Fuzzy-Control. Die scharfen Eingangsgrößen eines Fuzzy-Control-Blockes werden dabei nicht über Sensoren erfaßt, sondern einer Wissensbasis entnommen. Weiterhin findet keine Rückkopplung der Ausgangsgröße statt, wie es für Regelkreise typisch ist.

Fuzzy-Reasoning

In einem wissensverarbeitenden Prozeß werden z.B. durch geeignete Inferenztechniken eine Reihe von Entscheidungen und Schlußfolgerungen getroffen, die den weiteren Prozeßverlauf beeinflussen. Schlußfolgerungen in einem Entscheidungsprozeß können jedoch nicht immer mit sicherer Wahrscheinlichkeit formuliert werden. Vor allem heuristisches Erfahrungswissen ist meist nicht exakt beschreibbar. Dafür verantwortlich sind verschiedene Quellen der Unsicherheiten und Vagheiten³⁶, nämlich die Symptomerhebung, die Symptombewertung sowie das zugrundeliegende Verrechnungsschema. Eine geeignete Modellierung dieser Aspekte ist daher notwendig.

³⁶ siehe hierzu Kapitel 2.4

Es existieren in der klassischen wie auch in der nicht-klassischen Logik verschiedene Ansätze, um Aspekte des Denkens und Schließens zu berücksichtigen, wie z.B. Vagheit, temporale Aspekte oder den „gesunden Menschenverstand“.

Diese erweiterten Logiken werden gebildet, indem die Elemente des formalen Systems, nämlich die Sprache, das Axiomenschema und der Ableitungsbegriff modifiziert werden. Einen Vergleich der verschiedenen Denkansätze und Formalismen liefert LÉA SOMBÉ³⁷ [81].

Mit der Methodik des unscharfen Schließens (*fuzzy reasoning*) steht ein Verfahren für den Umgang mit unsicherem Wissen folgender Art zur Verfügung:

1. Wie sicher ist ein Faktum?
2. Wie hoch ist die Sicherheit der Schlußfolgerung einer Regel?
3. Wie sicher sind damit die geschlußfolgerten Daten?

Eine Erweiterung des Wissensrepräsentationsformalismus macht eine Modellierung der unsicheren Sachverhalte möglich. Diese müssen anschließend mittels eines Verrechnungsschemas innerhalb eines komplexen mehrstufigen Problemlösungsprozesses aggregiert und weiterverarbeitet werden.

3.5 Andere Techniken

Auf der Basis der vier grundlegenden Verarbeitungsverfahren *Informations-*, *numerische*, *symbolische* und *subsymbolische Verarbeitung* nach MADEY et al. [86] (siehe hierzu Kapitel 3.1) lassen sich problemlösende Technologien in einem dreidimensionalen Raum einordnen.

Einen Gesamtüberblick über die verschiedenartigen Integrations- und Kombinationsformen sowie die Einordnungsmöglichkeiten *intelligenter* und konventioneller problemlösender Technologien liefert Abb. 16.

Konventionelle problemlösende Techniken zum Einsatz in wissensverarbeitenden Systemen werden im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht näher berücksichtigt.

³⁷ LÉA SOMBÉ ist die Bezeichnung einer französischen Arbeitsgruppe und setzt sich aus Mitgliedern der Fachgruppe Inferenz und Kontrolle (PRC-GRECO "Intelligence Artificielle") zusammen.

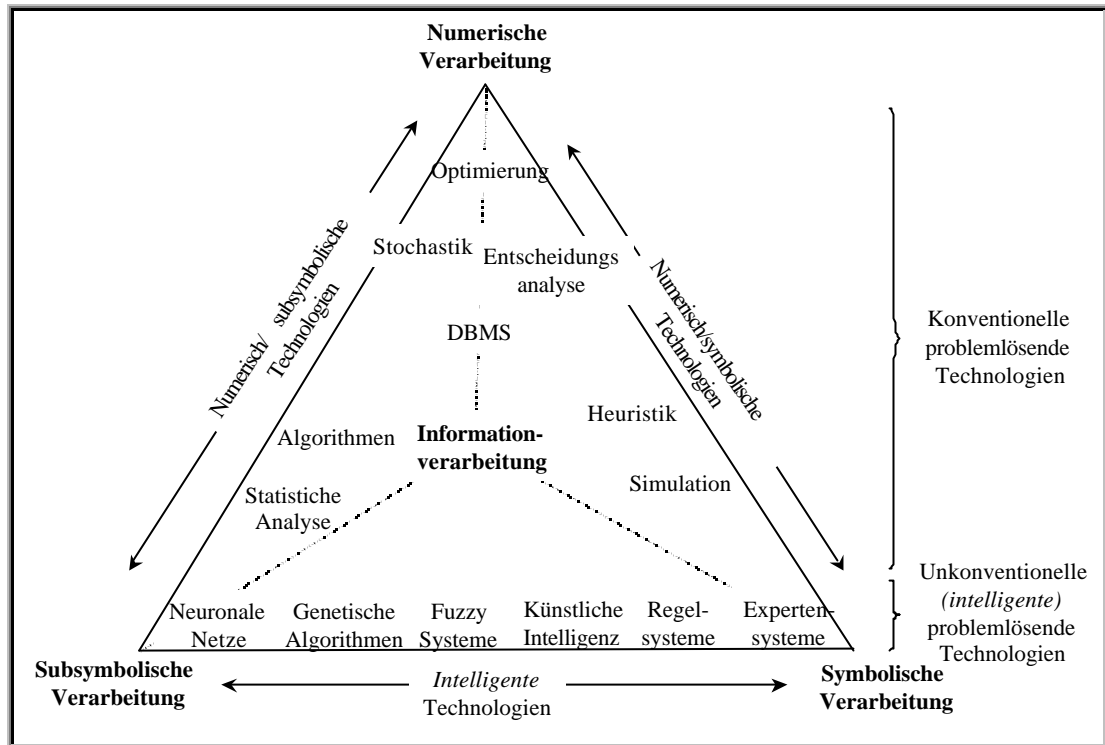


Abb. 16: Klassifikationsmodell problemlösender Methoden und Einordnung unterschiedlicher Technologien nach MADEY et al. [86]

In der Einteilung der unkonventionellen *intelligenten* Verfahren finden sich bei MADEY et al. [86] auch *genetische Algorithmen* bzw. *Evolutionsstrategien*. Sie eignen sich vor allem für Planungs- und Optimierungsprobleme, die ab einer gewissen Komplexität nur selten mit konventionellen Lösungen adäquat modelliert werden können. Derartige Probleme werden durch genetische Algorithmen bzw. Evolutionsstrategien nicht auf dem herkömmlichen, algorithmischen Weg gelöst, sondern nach dem Vorbild der biologischen Evolution und der molekularen Genetik.

Dazu werden zufällig Start-Lösungen generiert, aus denen Lösungen gemäß dem Darwinschen Prinzip (*survival of the fittest*) anhand multidimensionaler Bewertungsfunktionen ausgewählt werden [119]. Hierbei handelt es sich zunächst nur um suboptimale Lösungen, die es zu verfeinern gilt. Dazu werden diese Lösungen – gemäß biologischem Vorbild – mutiert und miteinander rekombiniert.

Die besten Individuen (Lösungen) einer Generation erhalten eine Überlebenswahrscheinlichkeit, die proportional zu ihrer Fitneß ist. Nach hinreichend vielen Generationen werden auf diesem Weg optimale oder annähernd optimale Lösungen generiert. Zur detaillierten Einführung in die Technologie der Genetischen Algorithmen und Evolutionsstrategien sei an dieser Stelle z. B. auf ([51],[119]) verwiesen.

4 Hybride Wissensverarbeitung in der Diagnostik

Die Hybridisierung von Techniken aus dem Wissenschaftsbereich der KI zur Lösung komplexer kognitiver Handlungen wie der medizinischen Diagnostik wurde aus denkpsychologischer Sicht bereits in Kapitel 1.2 motiviert. Ziel der Überlegungen ist die partielle Überdeckung des *kognitiven Spektrums* durch Techniken des *Spektrums der KI* auf breiter Basis zur Lösung komplexer Probleme [77] (siehe Abb. 4).

Eine Unterscheidung zwischen verschiedenen Typen hybrider Modelle wird unter Berücksichtigung der Beschreibungsebenen kognitiver und technischer Systeme nach MARR [88] auf unterschiedlichen Ebenen durchgeführt: Auf der Verarbeitungsebene, der Algorithmen- und Repräsentationsebene sowie der Implementierungsebene. Ist ein System hybrid auf der Implementierungsebene – dann wird es nach COOPER et al. [24] auch als *physikalisch hybrides System* bezeichnet – so ist es auch gleichzeitig hybrid im Sinne der anderen beiden Ebenen.

Im nachfolgenden wird unter Hybridsystem ein *physikalisch hybrides System* verstanden.

Hybride intelligente Systeme sind nach MADEY et al. [86] problemlösende Systeme, die auf der Integration mehrerer Technologien basieren und mindestens eine intelligente (unkonventionelle) Technologie verwenden.

Die Techniken zum Entwurf *intelligenter Systeme* (siehe hierzu Kapitel 3) gelten sowohl in der Informatik-Theorie als auch in der Software-Praxis als gut verstanden. Zahlreiche spezialisierte Werkzeuge stehen den Wissensingenieuren derzeit für ihre Arbeit zur Verfügung. Beim isolierten Einsatz erweisen sich diese jedoch im Umgang mit komplexen Problemstellungen als stark restringierend, da diese *single-technique-based-solutions* in ihrem Formalismus und ihren Lösungstechniken unflexibel sind. Es ist auch derzeit nicht absehbar, daß es in naher Zukunft **einen** einzigen

Lösungsformalismus geben wird, um das gesamte *Spektrum der Kognition* zu überdecken (LALLEMENT et al. [77]).

Erst durch die Kombination der Vorteile der einzelnen Verfahren und deren gezielte Anwendung auf unterschiedliche Teilprobleme ist die Modellierung komplexer Prozesse adäquat möglich.

In diesem Kapitel wird zunächst der diagnostische Prozeß unter Verwendung hybrider intelligenter Systeme skizziert und die Integrationsmöglichkeiten der wissensverarbeitenden Techniken zu einem hybriden Gesamtsystem dargestellt. Anschließend wird auf den im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelten Modellentwurf eingegangen und dessen Umsetzung konzeptionell beschrieben.

4.1 Diagnostisches Problemlösen auf der Basis hybrider Techniken

Der Prozeß der medizinischen Diagnostik repräsentiert eine sequentielle Kopplung der Hauptproblemklassen *Diagnostik/Klassifikation* und *Planung/Konstruktion*. Diese Form der Kopplung erfüllt die geforderte Modularität, Strukturierbarkeit und Flexibilität im Aufbau hybrider Wissensbasen.

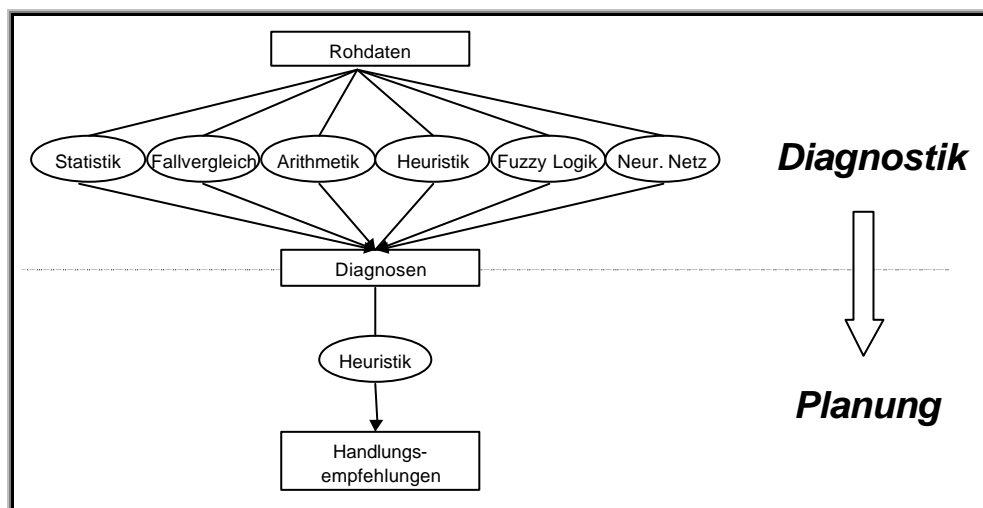


Abb. 17: Integration von Problemlösungsmethoden im Modell der medizinischen Diagnostik

Auf der Problemlösungsebene³⁸ der Hauptproblemklasse Diagnostik/ Klassifikation wird der Hybridansatz zur Verarbeitung von Wissen, so wie er im Rahmen dieser Arbeit modelliert und entwickelt wurde, realisiert. Dort werden – gesteuert durch die Einteilung der Informationseinheiten in unterschiedliche *Wissensquellen* und *Lösungsstrategien* – die Problemlösungsmethoden ausgewählt (siehe hierzu Abb. 17). Die in Kapitel 3 angesprochenen Techniken lassen sich dabei auf semantischer Ebene grundsätzlich folgendermaßen koppeln:

- *Kooperierend:*

Bei diesem Ansatz zerfällt das Gesamtproblem in unterschiedliche Teilprobleme, die nach PUPPE [111] am zweckmäßigsten mit verschiedenen Problemlösungsmethoden gelöst werden sollten.

Durch diese kooperierende Kopplung gewinnt das System enorm an Ausdruckstärke, da die mächtigen Formalismen zum Problemlösen die Komplexität des diagnostischen Prozesses erfassen, ohne Informationsverluste aufgrund von *Lösungskorsetten* in Kauf nehmen zu müssen.

- *Konkurrierend:*

Hierbei werden unterschiedliche Techniken zur Lösung eines Problems herangezogen. Das Verfahren mit der besseren Lösung wird gewählt.

Im allgemeinen ist diese Art der Kopplung viel zu aufwendig, um in der Praxis einsetzbar zu sein, und wird daher in dieser Arbeit nicht berücksichtigt.

Die Integration problemspezifischer Werkzeuge umfaßt die wechselseitige Ergänzung ihrer Komponenten und eine gemeinsame Terminologie in Form von Wissensrepräsentationsformalismen.

„Given that no method solves all problems yet each has something to offer, we would like them to function together, working *with* rather than against each other.“ [135]

³⁸ vgl. hierzu die Architekturbeschreibung in Kapitel 4.3.1.3

4.2 Klassifikation hybrider intelligenter Systeme

Für die Systemintegration intelligenter wissensverarbeitender Techniken und deren Klassifikation stehen unterschiedliche Modellansätze zur Verfügung ([57],[86],[95]). Aus Sicht der Informatik-Praxis wurden eine Reihe von Ansätzen und Anwendungen auf der Basis einer Hybridisierung intelligenter Techniken erfolgreich beschrieben und realisiert. Die Kombination unterschiedlicher Techniken lassen eine Vielfalt unterschiedlicher Modellkonstruktionen zu. Eine Übersicht über bestehende Arbeiten zu hybriden intelligenten Systemen liefern MADEY et al. [86].

4.2.1 Klassifikation nach MADEY

MADEY et al. [86] definieren auf der Basis intelligenter Techniken³⁹ eine hierarchische Taxonomie zur Klassifikation hybrider intelligenter Systeme. Diese ist der Abb. 18 zu entnehmen. Für die Charakterisierung der unterschiedlichen Modellansätze zur Hybridisierung intelligenter problemlösender Technologien lassen sich demnach zwei Ansatzpunkte verfolgen:

1. Charakterisierung nach dem Grad der funktionalen Einbettung/Ersetzung (*functional replacement*)
2. Charakterisierung nach der Art der Kopplung und Kommunikation der Teilsysteme (*coupling intercommunication*)

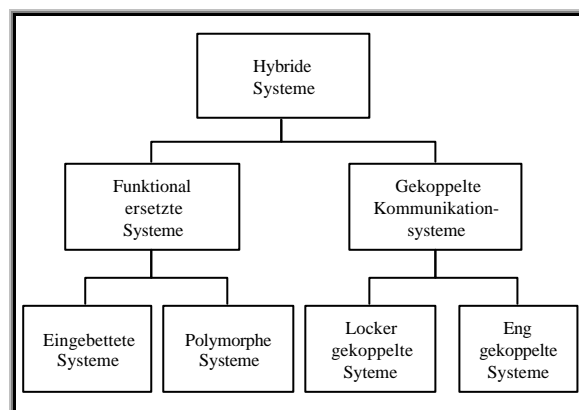


Abb. 18: Hierarchische Taxonomie zur Klassifikation hybrider Systeme für die Verarbeitung von Problemlösungen nach MADEY et al. [86]

³⁹ vgl. Abb. 15

Das *functional replacement*-Einteilungskriterium beschreibt, wie die Methoden und Verfahren einer Technologie in eine andere integriert werden.

Der Grad der funktionalen Integration läßt sich dabei durch zwei Endpunkte eines Kontinuums definieren. Auf der einen Seite stehen die eingebetteten Systeme, bei denen Funktionalitäten einer Technik in eine andere eingebaut werden. Auf der anderen Seite werden polymorphe Systeme definiert⁴⁰, bei denen die Funktionalitäten der einen Technik die Funktionalitäten der anderen komplett ersetzen.

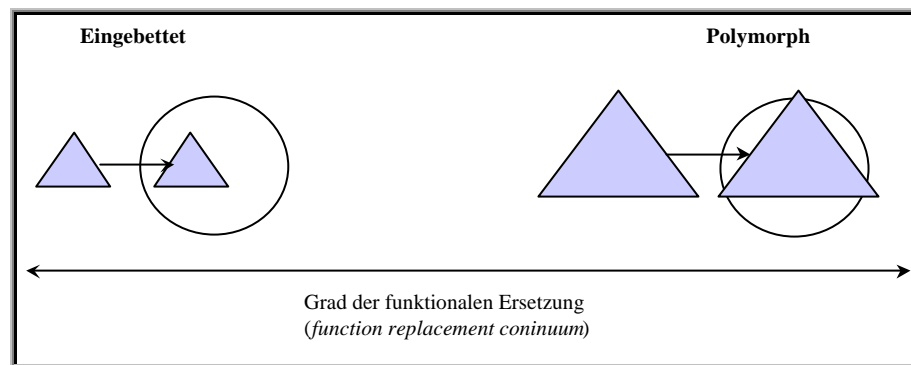


Abb. 19: Das *function replacement continuum* definiert den Grad der funktionalen Integration hybrider intelligenter Systeme nach MADEY et al. [86]

Folgende Beispiele können hierfür angebracht werden:

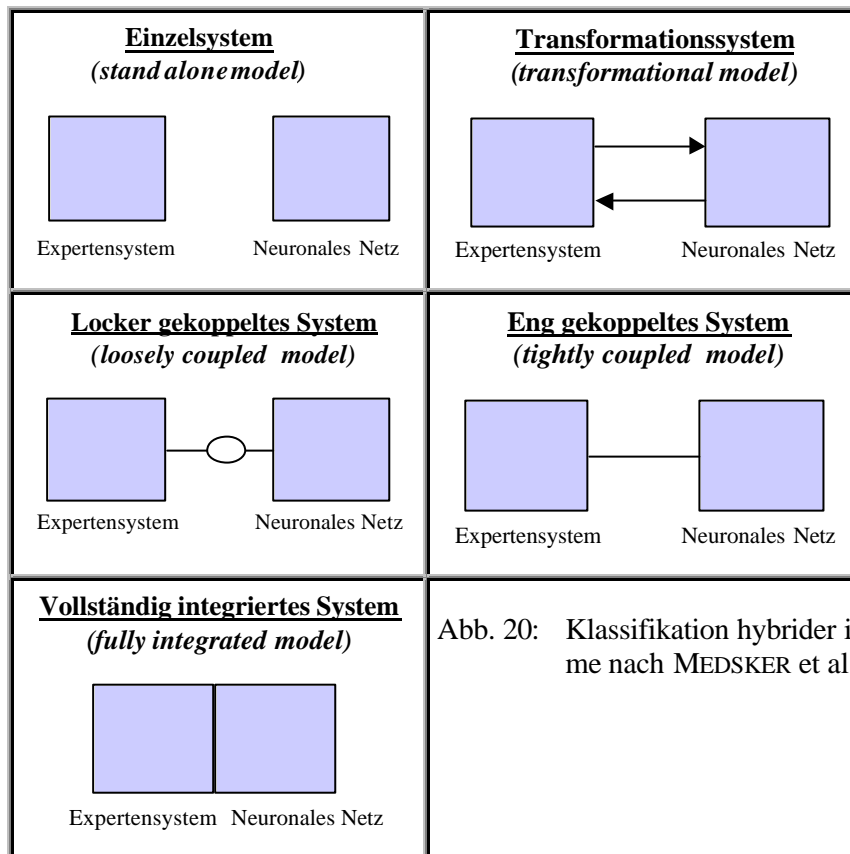
- Die konventionelle Methode zur Einstellung der Gewichte eines neuronalen Netzes mittels Fehlerminimierungs-Algorithmen werden ersetzt durch genetische Algorithmen [101].
- Ein neuronales Netz wird verwendet, um symbolische Regeln für ein Expertensystem abzuleiten, z.B. durch Verwendung der Induktionstechnik ID3 [92].
- Symbolische Regeln werden aus Leistungsgründen durch neuronale Netze ersetzt [63], oder Modelle für neuronale Netze werden so entworfen, daß sie äquivalent zu Regelsystemen arbeiten [3].

Zur Charakterisierung hybrider intelligenter Systeme nach der Art der Kopplung und Kommunikation der Teilsysteme (*coupling intercommunication*) wird an dieser Stelle die Modelleinteilung von MEDSKER [96] verwendet.

⁴⁰ Die Bezeichnung *polymorphic replacement* für diese Methode der funktionalen Integration stammt von GOONATILAKE et al. [44] (vgl. MADEY et al. [86]).

4.2.2 Klassifikation nach MEDSKER

Nach MEDSKER et al. ([94],[95],[96]) lassen sich fünf Modelleinteilungen vornehmen, die am Beispiel der Kopplung eines Expertensystems (ES) und eines neuronalen Netzes (NN) veranschaulicht werden und der Abb. 20 zu entnehmen sind.



Einzelssystem

Einzelssysteme (*stand alone models*) bestehen aus unabhängigen Software-Komponenten, die nicht miteinander interagieren. Es handelt sich hierbei also um keine Integration im engeren Sinne und wird daher im Rahmen dieser Arbeit keiner weiteren Betrachtung unterzogen.

Transformationssystem

Dieses Modell ist dem *Einzelssystem* dahingehend ähnlich, daß das Resultat der Systementwicklung ein unabhängiges Modul darstellt, welches keine Interaktion mit anderen Komponenten besitzt. Der Unterschied zum *Einzelssystem* besteht jedoch darin, daß das System in einem Systemtyp startet (z.B. als ES) und im anderen Typ

(z.B. NN) endet. Demzufolge lassen sich bei Transformationsmodellen grundsätzlich zwei Formen unterscheiden: Expertensysteme, die in neuronale Netze transformiert werden und neuronale Netze, die in Expertensysteme überführt werden. Auch hier findet keine Integration in engeren Sinne statt. Die Entscheidung über die Transformationsrichtung bei der Entwicklung eines Systems hängt im wesentlichen von den Fähigkeiten des Zielsystems ab.

Die Transformation eines neuronalen Netzes in ein Expertensystem wird vor allem dadurch motiviert, daß die Nachteile subsymbolischer Techniken aufgehoben werden⁴¹. Dadurch kann eine Rückdokumentation und Verifikation des Wissens durchgeführt, die Entscheidungsfindung schrittweise verfolgt und eine Introspektion erreicht werden.

Auch die umgekehrte Transformation, nämlich die eines Expertensystems in ein neuronales Netz, hat seine Begründung. Hierdurch läßt sich vor allem eine Steigerung der Verarbeitungsgeschwindigkeit sowie der Robustheit des Systems erreichen. Auch der Umgang mit verrauschten Daten wird dadurch erleichtert.

Locker gekoppelte Systeme

Diese Form der Systemkonzeption realisiert die erste richtige Integration von intelligenten Systemkomponenten. Die Applikation wird dabei aufgeteilt in zwei unabhängige Module, die mittels Datenaustausch (z.B. Filesystem) miteinander kommunizieren. Durch die rein sequentielle Abarbeitung von Teilproblemen und die Weitergabe der Ergebnisse an das andere Modul sind die Variationen „Vorverarbeitung“ (*pre-processing*), und „Nachbearbeitung“ (*post-processing*) möglich.

In *locker gekoppelten Systemen* mit *pre-processing*-Technik kann ein neuronales Netz beispielsweise eingesetzt werden, um im Sinne einer Datenvorverarbeitung Objekte zu identifizieren, Muster oder Fehler zu erkennen oder komplexe und evtl. verrauschte Daten zu kapseln. Die Ergebnisse dieser Verrechnungen werden über eine definierte Schnittstelle (z.B. Datei) dem Expertensystem zur weiteren Verarbeitung zur Verfügung gestellt.

Post-processing-Modelle arbeiten genau umgekehrt. Dort werden die Ergebnisse und Schlußfolgerungen eines Expertensystems als Eingabewerte für ein neuronales Netz

⁴¹ Die Nachteile der Methoden Neuronaler Netze sind dem Kapitel 3.3.1 zu entnehmen.

verwendet. Im Gegensatz zu den höher integrierten Modellen ist ein derartiges System einfach und schnell zu entwickeln. Mit Hilfe fertiger kommerzieller Werkzeuge für die symbolische und subsymbolische Wissensverarbeitung (Expertensystem-Shells und Simulatoren für neuronale Netze) sind die Entwicklungs- und Programmierarbeiten drastisch zu reduzieren.

Locker gekoppelte Systeme weisen jedoch auch gewissen Nachteilen auf. Zum einen ist die Ausführungszeit aufgrund der Schnittstelle und der Kommunikationskosten erhöht, zum anderen kommt es häufig zu Redundanzen in beiden Modellen durch die Überlappung von Daten und Verarbeitungsverfahren. Schließlich ist kein direkter Zugriff auf Daten aus dem anderen Modul möglich.

Eng gekoppelte Systeme

Eng gekoppelte Systeme sind den zuvor beschriebenen *locker gekoppelten Systemen* ähnlich. Auch hier besteht die Integration aus zwei eigenständigen Komponenten, die allerdings ihren Datenaustausch nicht über ein Filesystem sondern über speicherresidente Schnittstellen realisieren. Jede der Komponenten hat direkten Zugriff auf die Datenstrukturen der anderen. Diese Interaktion erhöht die Flexibilität der Entwicklungen im Umgang mit komplexem Wissen.

Neben den bereits bei *locker gekoppelten Systemen* angesprochenen Variationen – nämlich *pre-processing* und *post-processing* – sind bei *eng gekoppelten Systemen* weitere Integrationsmethoden möglich. Sogenannte *blackboards* realisieren verteilte Datenstrukturen, die interaktive Probleme mittels unabhängiger Agenten lösen. *Kooperative Systeme* (*cooperative systems*) nutzen ihre Interaktivität, um sich gegenseitig bei Entscheidungsfragen zu unterstützen, aber auch zu kontrollieren. Schließlich bezeichnet man Systeme, bei denen eine Komponente die Funktionalität der anderen unterstützt, als *eingebettete Systeme* (*embedded systems*).

Vollständig integrierte Systeme

Verteilte Datenstrukturen und Formalismen zur Wissensrepräsentation stehen im Mittelpunkt der *vollständig integrierten Systeme*. Eine Kommunikation zwischen den beiden unterschiedlichen Komponenten findet über die dualen Strukturen (symbolisch und subsymbolisch) statt.

4.2.3 Klassifikation nach HILARIO

In Arbeiten von HILARIO et al. ([55],[56],[57],[78]) zur *neurosymbolischen Integration* – also Integration *konnektionistischer* Methoden mittels neuronaler Netze und *symbolischer* Methoden mittels Expertensystemtechnik – werden Modelle und Strategien im Umgang mit hybriden intelligenten Systemen beschrieben.

Bereits in Kapitel 1.2.3 wurde die Überdeckung des *kognitiven Spektrums* durch Techniken des *Spektrums der KI* als grundlegendes Ziel der KI-Forschung definiert [77]. Dabei wurden an dieser Stelle auch die beiden hierfür möglichen Ansätze, die aus heutiger Sicht zu erkennen ([55],[57],[77]) und in vielen wissenschaftlichen Arbeiten zu finden sind, dargestellt:

Der **vereinheitlichende** Ansatz (*unified approach*) startet in einem Paradigma und versucht, das Ausgangswissen durch Transformation in das andere Paradigma zu erweitern. So werden beispielsweise bestehende Künstliche neuronale Netze – als klassische Vertreter konnektionistischer Methoden – in Regelsysteme umgewandelt und umgekehrt.

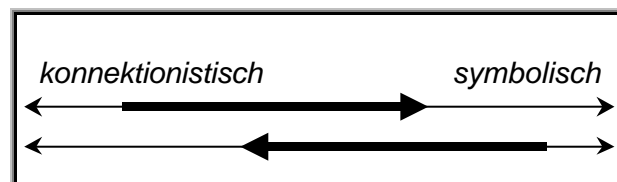


Abb. 21: Der vereinheitlichende Ansatz neurosymbolischer Integration nach HILARIO et al. [55] (vgl. Abb. 5)

Es wurde in Kapitel 1.2.3 bereits darauf hingewiesen, daß dieser Ansatz zur Überdeckung des *kognitiven Spektrums* nicht Gegenstand dieser Arbeit ist.

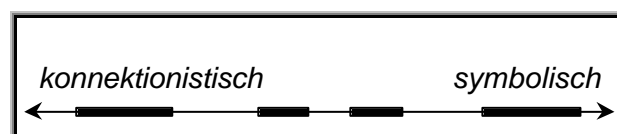


Abb. 22: Der hybride Ansatz neurosymbolischer Integration nach HILARIO et al. [55] (vgl. Abb. 6)

Der **hybride** Ansatz (*hybrid approach*) versucht, verschiedene Verfahren zu kombinieren, die sich auf dem *Spektrum der KI* befinden. Ein komplexes kognitives Problem läßt sich auf der Basis von KI-Techniken dadurch adäquat lösen, daß unter-

schiedliche Teilprobleme auch mit unterschiedlichen Lösungsverfahren bearbeitet werden.

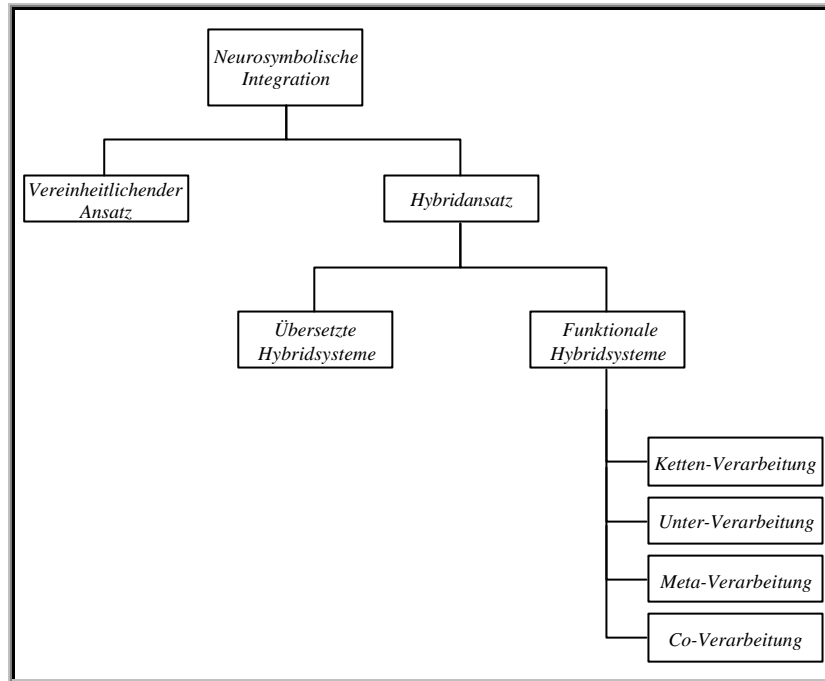


Abb. 23: Klassifikation neurosymbolisch integrierter Systeme nach HILARIO et al. [57]

Übersetzte Hybridsysteme (*translational hybrids*) werden nach HILARIO et al. [57] als eine Klasse von Systemen bezeichnet, die zwischen vereinheitlichenden und funktional hybriden Systemen einzuordnen ist. Dieser Ansatz entspricht dem *Transformationssystem* nach MEDSKER et al. ([96],[95]) und ist dem Kapitel 4.2.2 zu entnehmen. *Funktionale Hybridsysteme* vereinen komplette symbolische und konnektionistische Komponenten und zeichnen sich durch eine effektive funktionale Interaktion und Synergie aus. Diese Klasse von Integrationsmodellen wird von HILARIO et al. [57] als die repräsentative Klasse hybrider Systeme verwendet. Auch die vorliegende Arbeit sieht den hybriden Ansatz zur Wissensverarbeitung im Sinne dieser Klasse. Der Integrationsmodus hybrider Systeme nach HILARIO et al. [56] ist bestimmt durch die Art und Weise, in der konnektionistische und symbolische Module miteinander verbunden werden, wie sie in Beziehung zueinander stehen und welche Rolle sie im Gesamtsystem spielen.

Vier Integrationsschemata können dabei identifiziert werden: Kettenverarbeitung (*chainprocessing*), Unterverarbeitung (*subprocessing*), Meta-Verarbeitung (*metaprocessing*) und Co-Verarbeitung (*coprocessing*). Zur Beschreibung dieser Modi wird

analog zu MEDSKER et al. [96] die Integration eines neuronalen Netzes und eines Expertensystems betrachtet. Eine detaillierte Beschreibung der Integrationsschemata und zugehörige Beispiele ist HILARIO et al. [56] zu entnehmen.

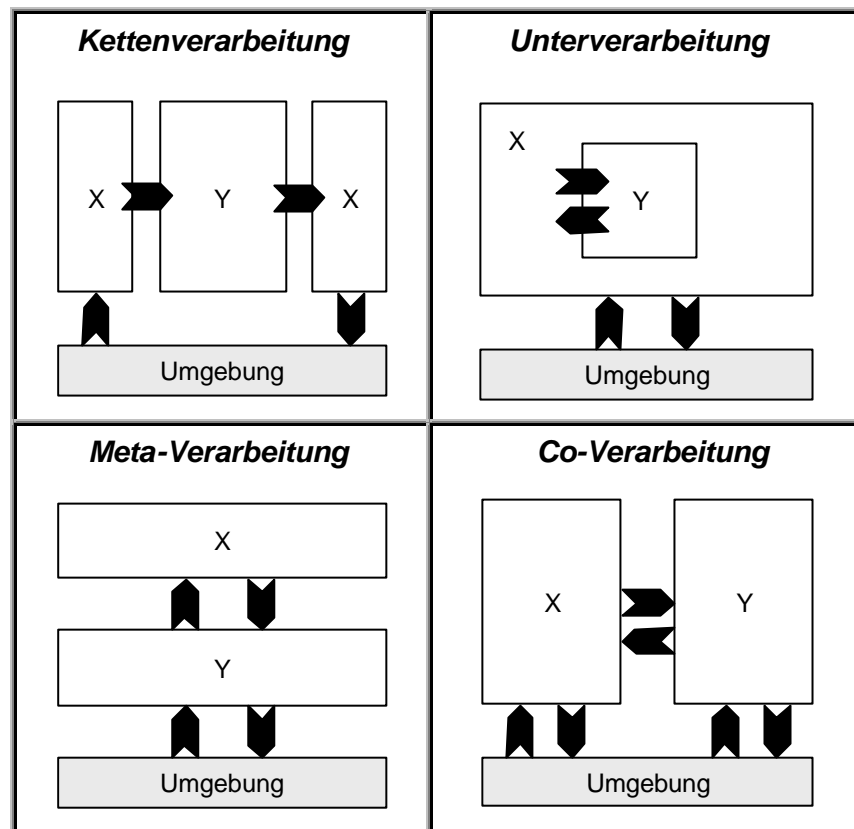


Abb. 24: Hybride neurosymbolische Integrationsmodi nach HILARIO et al. [56]
X und Y sind entweder konnektionistische oder symbolische Komponenten mit der Einschränkung $X \neq Y$

Kettenverarbeitung (*chainprocessing*)

Im *chainprocessing*-Modus arbeiten die Komponenten sequentiell. Die Interaktion beschränkt sich auf den unidirektionalen Transfer von Informationen und strategischen Aufgaben.

Dieser Modus entspricht dem *loosely-coupled-Modell* von MEDSKER et al. [96]. Nähere Informationen sind dem Kapitel 4.2.2 zu entnehmen.

Unterverarbeitung (*subprocessing*)

In diesem neurosymbolischen Integrationsverfahren ist eine Komponente in eine andere eingebettet (*embedded system*). Die eingebettete Komponente dient dem

Hauptmodul zur funktionalen Unterstützung, indem sie Teilaufgaben löst. Die Menge der Systeme, die sich in den *subprocessing*-Modus einreihen, ist eine Teilmenge der *tightly-coupled-Modelle* von MEDSKER et al. [96]. Nähere Informationen sind dem Kapitel 4.2.2 zu entnehmen.

Meta-Verarbeitung (*metaprocessing*)

Metaprocessing bezeichnet man einen Modus, bei dem eine Komponente Meta-Aufgaben in einem Problemlösungsprozeß erfüllt. Das können Monitoring- oder Kontrollaufgaben sein, um eine Hauptkomponente zu überwachen.

Co-Verarbeitung (*coprocessing*)

Die beteiligten Komponenten sind gleichberechtigte Partner in einem Problemlösungsprozeß. Jeder kann direkt mit der Umgebung interagieren und Informationen an den anderen schicken oder von ihm empfangen.

4.3 Systementwurf für diagnostisches Problemlösen auf der Basis hybrider intelligenter Techniken

Im Mittelpunkt der vorliegenden Arbeit steht der Entwurf und der Aufbau eines Softwaresystems, mit dessen Hilfe diagnostische Probleme auf der Basis hybrider intelligenter Techniken automatisiert und dezentral gelöst werden können. Die einzelnen Techniken zum Einsatz in Problemlösungskomponenten wurden in Kapitel 3 informell beschrieben und liefern die Basis für den nachfolgend beschriebenen Entwurfsansatz, der zunächst von inhaltlichen Aspekten abstrahiert. Die Umsetzung des Modells anhand eines praktischen präventivmedizinischen Beispiels ist dem Kapitel 5 zu entnehmen.

Dieses Kapitel beschreibt den generalisierten Aufbau und die allgemeine Funktionsweise des Systems, welches als Werkzeug eingesetzt wird, um diagnostische Probleme zu bearbeiten.

4.3.1 Systemarchitektur

Die nachfolgenden Erläuterungen der *Architektur* des entwickelten wissensverarbeitenden Systems machen den Aufbau deutlich, d.h. die einzelnen Programmodule und deren Beziehungen untereinander werden unter Zuhilfenahme systemtheoretischer Konzepte beschrieben. Abb. 25 zeigt die Systemarchitektur des implementierten Systems.

Das entwickelte System ist gemäß HILARIO et al. [56] als *Subprocessing-System* klassifizierbar, welches dem Kapitel 4.2.3 zu entnehmen ist.

Im Sinne einer strukturellen Beschreibung mit Hilfe eines Schichtenmodells werden drei Hauptmodule unterschieden: Die Benutzerebene, die Wissensebene und die Problemlösungsebene.

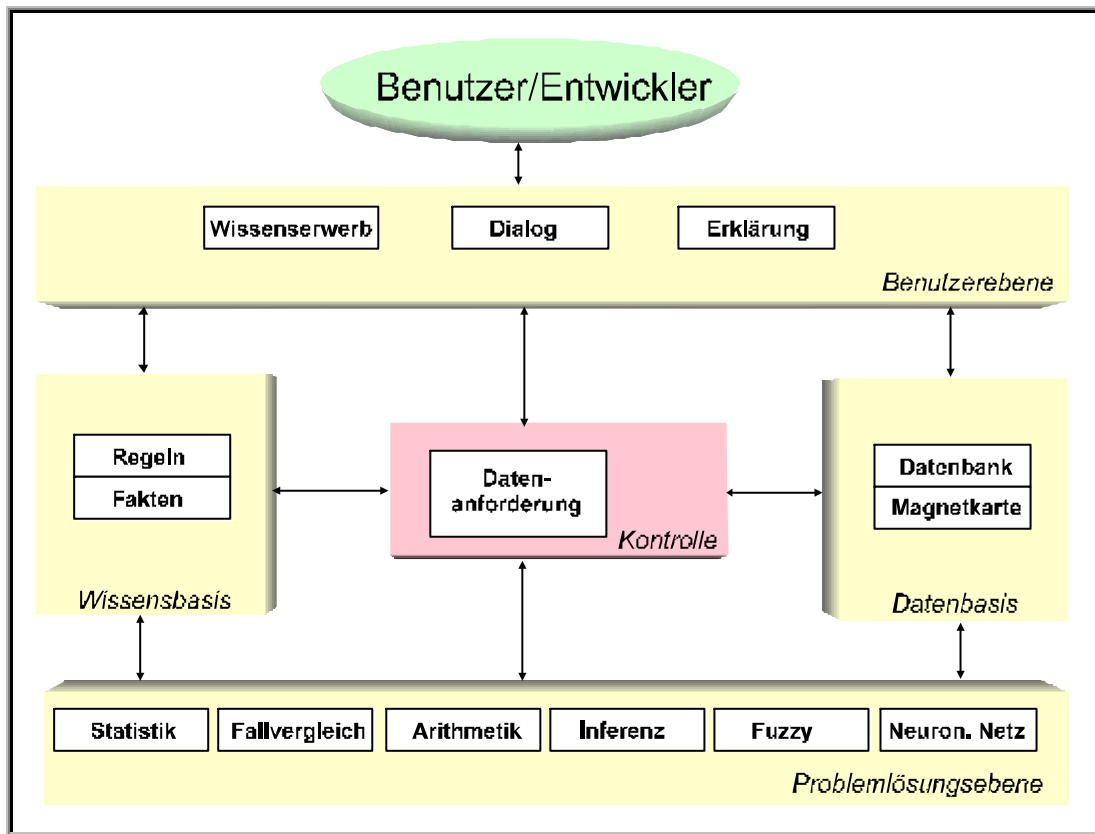


Abb. 25: Modellarchitektur des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten hybriden intelligenten Systems zur Lösung diagnostischer Probleme als *Subprocessing-System* (nach HILARIO et al. [56])

4.3.1.1 Benutzerebene

Auf der Benutzerebene sind die Kommunikationsschnittstellen zum hybriden wissensverarbeitenden System realisiert. Durch den modularen systemtechnischen Entwurf des Modells ist ein Austausch bzw. eine zielgerichtete Anpassung der Funktionalität dieser Ebene möglich.

Die Interaktion Mensch-Maschine läßt sich in drei Aufgabenbereiche unterteilen:

Wissenserwerb

Über die Wissenserwerbskomponente, die in der vorliegenden Implementierung nur im Überwachungsmodus (*supervisor mode*) – also dem Entwickler – zugänglich ist, wird das fachspezifische Wissen formalisiert und durch die gewählte Wissenrepräsentation kodiert. Entwickelte Editoren und Tools zur Wissensdarstellung – z.B. in Form von Entscheidungsbäumen – stehen zur Verfügung, um auf komfortable Weise Wissensbasen aufbauen und modifizieren zu können. Der Wissenserwerbskomponente kommt auf der Benutzerebene die größte Bedeutung zu.

Dialog

Ein wissensverarbeitendes System zur diagnostischen Beratung baut auf verschiedenen Formen der Datenerhebung auf. Die Dialogkomponente ist verantwortlich für die Interaktion während einer Konsultation. Zum einen werden diagnostische Anfragen des Benutzers an die Kontrolleinheit entgegengenommen, welche den Problemlösungsprozeß in Gang setzen, zum anderen werden Problemfragestellungen von der *Kontrolle* an den Benutzer übergeben.

Bei der Einbettung des Systems in eine anwendungsorientierte Umgebung ist die Dialogkomponente die einzige definierte Schnittstelle zwischen Anwender und Programm. Diese Komponente gilt es, an die entsprechenden systemtechnischen wie anwendungsspezifischen Anforderungen anzupassen.

Erklärung

An wissensverarbeitende Systeme wird die Forderung gestellt, ihre Problemlösungen bei Bedarf erklären zu können. Die Erklärungsfähigkeit wird oft als Besonderheit im Vergleich zu konventionellen Programmen hervorgehoben. Begünstigt durch die Trennung von Wissen und Problemlösungsstrategien machen Erklärungskomponenten

ten die innere Struktur des Systems transparent. Nach PUPPE [108] gibt die Form der Erklärung Aufschluß über die Wissensrepräsentation, während ihr Inhalt die Qualität des Wissens zeigt. Er konstatiert weiterhin, daß unangemessen lange Erklärungen auf eine mangelnde Strukturierung des Wissens hindeuten.

Die Erstellung von Erklärungskomponenten ist jedoch eines der großen Probleme der Expertensystemforschung, dessen Lösung noch nicht absehbar erscheint. Es existieren zwar verschiedene theoretische und praktische Ansätze zur Erstellung und Darbietung von Erklärungen [111], sie alle haben sich allerdings mit folgenden Fragestellungen, die in ein und demselben Problemlösungsfall unterschiedlichen Interpretationscharakter haben – ja sogar haben müssen – auseinanderzusetzen:

- **WAS** soll als Erklärung dargeboten werden ?

CLANCEY [23] unterscheidet in diesem Zusammenhang drei Haupttypen von Wissen, die für Erklärungen relevant sind :

- *Strategisches Wissen*: Wissen zur Rechtfertigung der Reihenfolge von Aktionen, die das Expertensystem durchführt.
- *Strukturelles Wissen*: Wissen über die Beziehungen zwischen den Objekten eines Expertensystems.
- *Unterstützendes Wissen*: Metawissen (*Wissen über das Wissen*)

Eine wichtige Aufgabe von Erklärungskomponenten im Rahmen dieser Fragestellung ist die Orientierung der Erklärung an Vorwissen, Interesse und Typ des Benutzers. Nach PUPPE [108] wird die Nutzung von Expertensystemen für tutorielle Zwecke zunehmend an Bedeutung gewinnen.

- **WIE** soll diese Erklärung dargestellt werden ?

Im Sinne der Anschaulichkeit einer Darstellung von Erklärungen werden unterschiedliche Techniken gefordert, um auf benutzerspezifische Bedürfnisse eingehen zu können. Zum einen werden graphische Darstellungen, zum anderen natürlichsprachliche Texte favorisiert.

Der aktuelle Stand der Forschung fordert somit bei der Erstellung von Erklärungskomponenten Kompromiß- bzw. Individuallösungen.

Eine Form von Kompromißlösung stellen Hypertextsysteme dar, die es jedem Benutzer ermöglichen, die gewünschten Erklärungen selbst *zusammenzusuchen*.

Hypertextsysteme haben sich im Laufe der letzten Jahre zur Darstellung von Erklärungen durchgesetzt und stellen eine allgemeingültige Lösung für das WIE-Problem dar. Aber was soll nun an Erklärungstext inklusive Querverweisen angeboten werden? An der Präsentation natürlichsprachlicher Texte sind schon größere Forschungsprojekte gescheitert. Daher realisiert das modellorientierte wissensverarbeitende System als Erklärungskomponente ein Hypertextsystem folgender einfacher Art: Die zentrale Darstellung einer Erklärung ist die des *Inferenzbaumes*⁴². Dieser stellt – auf abstrakte, aber dennoch anschauliche Weise – das strategische und strukturelle Verhalten des Problemlösungsprozesses dar. Über die Knoten des Baumes, repräsentiert durch *Attribut-Operator-Wert*-Ausdrücke, werden Querverweise zu den assoziierenden Fakten definiert. Durch einfachen Mausklick können detaillierte Informationen zur aktuellen Wertebelegung und zu Kontextbedingungen innerhalb des Problemlösungsprozesses in Erfahrung gebracht werden.

4.3.1.2 Wissensebene

Die Trennung der Daten (Wissen) vom Algorithmus (Problemlösungsmethode) stellt das grundlegende Organisationsprinzip wissensbasierter Systeme dar. Die Wissensbasis des vorliegenden wissensverarbeitenden Systems besteht dabei aus drei Teilbereichen:

Wissensbasis

Der Regelformalismus nimmt das bereichsspezifische Wissen auf und stellt die gewünschten Beziehungen zwischen den definierten Objekten des Fachgebietes her. Die Ablaufsteuerung bzw. Fragestrategie wird über Metaregeln – das sogenannte *Wissen über das Wissen* – ausgedrückt.

Alle definierten Objekte des Fachgebietes werden als Fakten bezeichnet. Zu Beginn eines Problemlösungsprozesses liegen diese instantiiert, aber mit leerer Wertemenge vor. Die Kontrolle des obigen Modells sorgt dafür, daß gelöste Teilprobleme, mit welcher Problemlösungsstrategie auch immer, als neues Faktum in die Wissensbasis aufgenommen werden. Dies geschieht durch Zuweisung des errechneten Wertes an

⁴² Der Inferenzbaum ist jener Teil des Entscheidungsbaumes, der nur diejenigen Äste berücksichtigt, die im Problemlösungsprozeß aktiv wurden.

das instantiierte Objekt. Je nach Herkunft der Fakten unterscheidet man zwischen bereichsbezogenen und fallspezifischen Fakten sowie Zwischen- und Endergebnissen.

Datenbasis

Durch die Kopplung des Hybridsystems an externe Speicher- und Datenverarbeitungseinheiten, wie z.B. einem Datenbank- und einem Magnetkartensystem, stehen dem Problemlösungsprozeß Datenquellen zur Verfügung, die im Ablauf einer diagnostischen Aufgabenstellung verwendet werden können. Diese Anbindung entlastet den Dialogbetrieb und unterstützt unter anderem statistische und fallvergleichende Lösungsstrategien.

Vor allem der Einsatz von Magnetkartensystemen als externe Datenquelle für ein diagnostisches Programm wird in naher Zukunft viele interessante Anwendungen finden. Derzeit wird in der Industrie eine Reihe von Kartensystemen eingesetzt und praxisnah erprobt, so unter anderem eine Gesundheitskarte, die in diesem Rahmen die Routinetätigkeiten des Beraters verbessern würde.

Kontrolle

Die zentrale Aufgabenstellung innerhalb des implementierten Systems nimmt die *Datenanforderungskomponente* ein. Sie dient im diagnostischen Prozeß als *Problemverteiler*. Die Benutzerebene auf der einen Seite und die Problemlösungsebene auf der anderen übergeben ihre Datenanforderungen an die Kontrolleinheit. Diese entscheidet anhand der eingetragenen Wissensquelle, ob das Faktum direkt der Wissensbasis entnommen werden kann – z.B. durch Datenbankzugriff –, oder welche Komponente der Problemlösungsebene dafür zuständig ist.

Das Ergebnis einer Datenanforderung wird der Kontrolleinheit zurückgegeben und in die Wissensbasis aufgenommen.

4.3.1.3 Problemlösungsebene

Der vorliegende Modellentwurf zeichnet sich vor allem dadurch aus, daß verschiedene Problemlösungsstrategien im Sinne einer kooperativen Kopplung eingesetzt werden können, um spezielle Aufgaben im diagnostischen Prozeß auf möglichst natürli-

che Weise zu modellieren. Auf der Basis eines modularen Entwurfes ist eine Erweiterung der Problemlösungsstrategien möglich.

Der vorliegende Modellentwurf unterscheidet folgende Problemlösungsstrategien:

Statistik

Standardisierte mathematische Verfahren können verwendet werden, um statistische Kenngrößen aktuell zu ermitteln. So können z.B. Längs- und Querschnittbeurteilungen ermittelt werden. Die Verrechnungsmodelle bauen auf Datenbankzugriffen auf und sind im Formeleditor integriert⁴³.

Fallvergleich

Ebenso wie die statistische Problemlösungskomponente setzt die fallvergleichende Komponente die Existenz einer Datenbank voraus, in der sich bereits gelöste Problemfälle befinden. Fallvergleiche können in denjenigen Fällen eingesetzt werden, in denen weder der Benutzer noch andere Problemlösungsstrategien zum Ziel kommen. „*Suche einen passenden Vergleichsfall und übernehme dessen Lösung*“ kann somit als letzte Problemlösungsinstanz interpretiert werden.

Dazu wird ein Merkmalsvektor definiert, der ein Maß für den Abstand zweier Untersuchungsdaten darstellt. Nach einer Vorselektion der zugrundeliegenden Daten nach Grobkriterien wird mit entsprechenden fallvergleichenden Algorithmen⁴⁴ derjenige Datensatz herausgesucht, der das geringste Abstandsmaß aufweist. Dessen diagnostizierten Ergebnisse werden vom Problemlösungsprozeß übernommen.

Arithmetik

Während der Entwicklungsphase des Expertensystems wurde erkannt, daß ohne arithmetische Berechnungen, welche dynamisch im Regelformalismus integriert werden können, keine sinnvolle Modellierung des realen Sachverhaltes durchgeführt werden kann. Diese Feststellung hat die Forderung nach einem Formelinterpreter gestellt, der während des Ablaufes eines diagnostischen Prozesses Formeln auswertet und Ergebnisse an die Kontrolleinheit zurückliefert. Die dazu entworfene Grammatik

⁴³ Näheres zur implementierten Grammatik des Formeleditors ist dem Anhang zu entnehmen.

⁴⁴ z.B. *Nearest-Neighbour*-Algorithmus

wurde im Laufe der Entwicklung ständig erweitert, um den arithmetischen Formalismus ausdrucksfähig zu gestalten und den problemspezifischen Bedürfnissen anzupassen.

Inferenz

Die Inferenzmaschine steht in dieser Implementierung auf der Problemlösungsebene im Vordergrund, da fast 80% aller Probleme durch Schlußfolgerungen gelöst werden. Die Inferenzmaschine ist zuständig für die strategische Steuerung des Ableitungsvorganges im diagnostischen Prozeß. Dies wird durch *Metaregeln* erreicht.

Die Gesamtkompatibilität der Regelvorbedingungen – berechnet mittels *match*-Funktion – entscheidet darüber, ob und wie eine Regel feuert, was bedeutet, daß die Schlußfolgerungen dieser Regel in die Wissensbasis in Form von Wertzuweisungen aufgenommen werden.

Fuzzy

Viele Problemstellungen der objektiven Realität lassen sich mit Hilfe der klassischen scharfen Aussagenlogik, die nur eine Abstraktion darstellt, nicht lösen. Die Fuzzy-Logik, die als Erweiterung dieser zweiwertigen Logik entworfen wurde, ermöglicht es, unscharfe und vage Aussagen formal zu verarbeiten.

Im eigentlichen Sinne ist die Fuzzy-Komponente eine modifizierte Inferenzmaschine. Über Fuzzy-Control-Blöcke werden Probleme durch *einstufige* Regelverarbeitung (Fuzzy-Regeln) gelöst. Dabei werden immer scharfe numerische Eingangsdaten benötigt und ein scharfer numerischer Ausgangswert zurückgeliefert.

Konnektionistische Methoden (Neuronale Netze)

Im Rahmen einer komplexen diagnostischen Problemstellung existieren Teilprobleme, die nach dem *Spektrum der Kognition* nach LALLEMENT et al. [77] (vgl. hierzu Kapitel 1.2.1) rein synthetischer Natur sind. Unbewußte, kognitive *low-level*-Operationen lassen sich erfahrungsgemäß sehr gut mit konnektionistischen Modellen realisieren. Die Funktionalität des Generalisierungsprozesses neuronaler Netze läßt sich auf Problemlösungsebene integrieren, um im Sinne einer *assoziativen* diagnostischen Entscheidungsfindung Kausalitätsbedingungen zu durchbrechen und den Umgang mit verrauschten Daten zu erleichtern.

4.3.2 Systemverhalten

Das im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelte hybride intelligente System wird in zwei verschiedenen Modi verwendet: Im *Entwicklermodus* stehen dem Wissensingenieur in der *Wissenserwerbskomponente* eine Reihe von Editoren zur Verfügung, um das fachspezifische Wissen zu formalisieren und zu implementieren. Eine Wissensbasis wird dabei durch Festlegung von anwendungsspezifischen Fakten (*frames*), Wissensquellen, Regeln und Problemlösungsverfahren erstellt⁴⁵. Der Aufbau der Datenbanken, Falldatenbanken und neuronalen Netzen erfolgt durch externe Werkzeuge.

Weiterhin stehen im Entwicklermodus grafische Hilfsmittel zur Verfügung, um beispielsweise kontextbedingte Verknüpfungen des implementierten Wissens zu visualisieren und zu validieren. Regelverarbeitungen lassen sich z.B. im Testmodus schrittweise auf Fehler untersuchen und hinsichtlich Konsistenz und Vollständigkeit überprüfen⁴⁶.

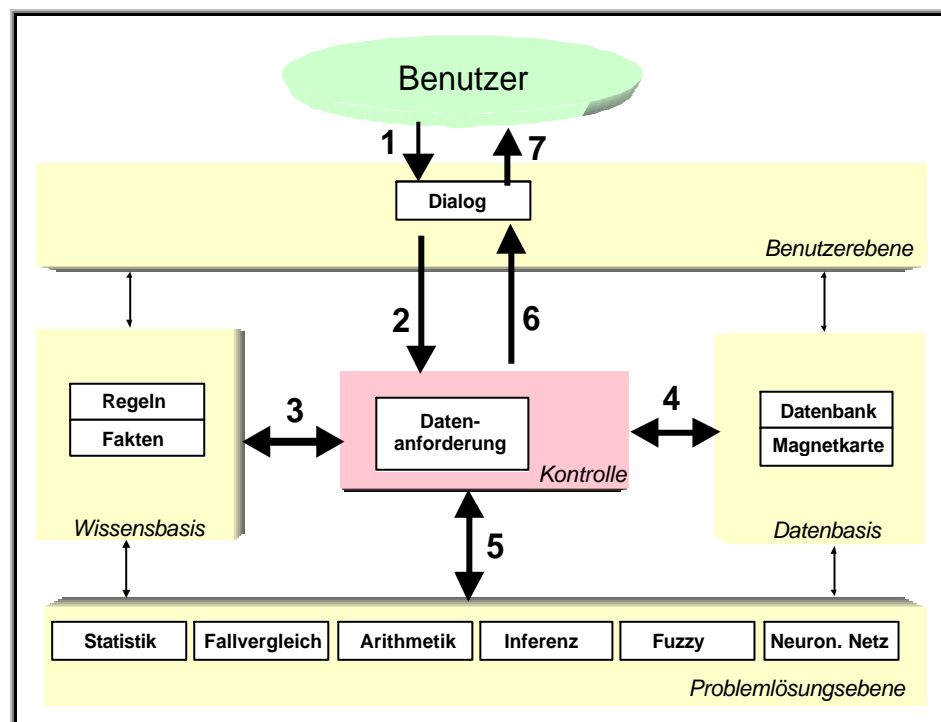


Abb. 26: Vorgehensweise bei einer Problemlösung im *Benutzermodus*.

⁴⁵ Näheres zu Implementierungsgesichtspunkten ist dem Kapitel 4.4 zu entnehmen.

⁴⁶ Auf weitere Funktionalitäten des Werkzeuges kann an dieser Stelle nicht näher eingegangen werden.

Der zweite Betriebsmodus des hybriden wissensverarbeitenden Systems ist der *Benutzermodus*. Module der Verarbeitungseinheiten des Gesamtsystems sowie die implementierten und getesteten Wissens- und Datenbasen werden dabei in eine anwendungsorientierte Umgebung eingebettet. Auf der Benutzerebene steht in diesem Fall lediglich die Dialogkomponente zur Verfügung⁴⁷.

Die Abarbeitung eines Problemlösungsprozesses läßt sich wie folgt beschreiben (vgl. hierzu Abb. 26): Der Benutzer bzw. die Hauptanwendung stellt eine Lösungsanfrage an das System, indem die Problembeschreibung über die *Dialogkomponente* definiert wird (1). Zur Lösung des Problems übergibt die *Dialogkomponente* die Anfrage an die *Datenanforderungskomponente* – die zentrale Kontrolleinheit – und startet das System im Inferenzmodus (2).

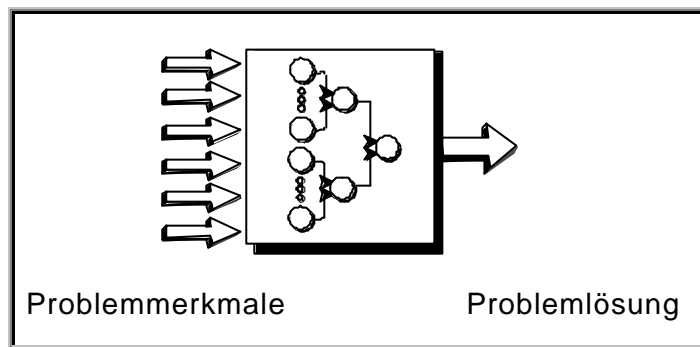


Abb. 27: Abarbeitung einer Problemlösungsstrategie im Inferenzmodus durch rekursiven Abstieg im *Und-Oder-Graphen*

Die Gesamtlösung wird durch einen Konstruktions- bzw. Bauplan charakterisiert und kann z.B. mit Hilfe der *skeletal planning*-Technik⁴⁸ aufgebaut werden. Dabei wird das Konstruktionswissen hierarchisch in einem nicht-rekursiven Und-Oder-Graphen strukturiert, dessen Expansion mit heuristischen Regeln gesteuert wird.

Die Vorgehensweise bei der Informationsgewinnung von (Teil-)Lösungen läuft – auf der Basis eines rekursiven Abstieges – nach folgendem Schema ab⁴⁹: Zunächst ver-

⁴⁷ Vgl. hierzu die Architekturbeschreibung im Kapitel 4.3.1.

⁴⁸ Vgl. hierzu Kapitel 2.4.1.

⁴⁹ Das hier beschriebene Abarbeitungsschema verfolgt die Strategie der Rückwärtsverkettung (*backward chaining*). Werden alle relevanten Benutzerdaten im Sinne einer Datenvorverarbeitung in einem umfassenden Fragebogen erfaßt und dem System bereitgestellt, wird häufig auch die Vorwärtsverkettung (*forward-chaining*) eingesetzt. Näheres zu Kontrollstrategien sind dem Kapitel 4.4.1.3 zu entnehmen.

sucht das System, die Anfrage dadurch zu beantworten, indem der temporäre Wissensspeicher, nämlich die Fakten der Wissensbasis, durchsucht wird (3). Konnte dort kein Ergebnis ermittelt werden, geht die Suche in der Datenbasis (Datenbank oder Magnetkarte) weiter (4). Ist auch hier keine Resultat zu bestimmen, so gilt es nun, eine Problemlösungsstrategie auszuführen. Bei Weitergabe der Anfrage des Benutzers an die Problemlösungsebene wird durch den Eintrage *Wissensquelle* die Lösungsstrategie gewählt. Hinweise zu den Lösungskomponenten sind dem Kapitel 4.3.1.3 zu entnehmen.

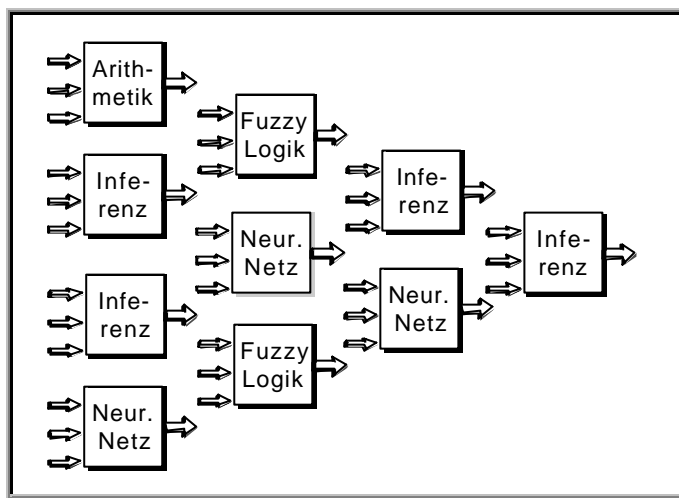


Abb. 28: Beispiel für die Lösung eines komplexen mehrstufigen diagnostischen Problems mittels hybrider Technik

Konnte auch dort keine Lösung ermittelt werden, muß der Benutzer die Teilfrage beantworten. Auf diese Weise findet aus Sicht des Benutzers eine Dialogprozeß statt, der die zur Lösung eines Problem es benötigten individuellen Daten direkt vom Benutzer in Dialogboxen erfragt.

Teilergebnisse, die auf diesem beschriebenen Weg ermittelt werden, werden der Datenanforderungskomponente übergeben und dort zu Gesamtlösungen zusammengesetzt. Konnte die Anfrage des Benutzers erfolgreich bearbeitet werden, wird das Lösungsergebnis über die Dialogkomponente an den Benutzer zurückgeliefert (5).

4.4 Entwurfsentscheidungen für die Wissensverarbeitung

Hinsichtlich einer Implementierung des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Systems zur hybriden Wissensverarbeitung sind einige Entwurfsentscheidungen zu treffen. Dabei sind vor allem die Fragen zur Repräsentation und Verarbeitung des Wissens innerhalb der Teilmodelle zu klären.

4.4.1 Symbolische Wissensverarbeitung

In der Expertensystemkomponente wurde für die Repräsentation von Wissen eine Kombination aus *Frames*⁵⁰ und *Regeln* gewählt. In den nachfolgenden Kapiteln werden die Intentionen dieser Wahl und die konzeptionelle Realisierung dieser Formalismen dargelegt.

4.4.1.1 Frames

Unter einem *Frame* versteht JACKSON [66] eine sehr flexible Art von *record*, welcher Informationen über Objekte und Situationen darstellen kann. Die Verknüpfung zwischen Objekt und Situation wird in diesem Zusammenhang als *Kontext* bezeichnet. Hier liegt eines der wichtigsten Argumente für die Verwendung von *Frames*: Sie erlauben, das Fachwissen über den Kontext, in dem solches Wissen angewendet wird, zu berücksichtigen. Die Kenntnis der Einsatzmöglichkeiten von Wissen erleichtert auch die Wartung und Pflege eines Expertensystems⁵¹. Durch den Kontextmechanismus lassen sich zum einen Erweiterungen bzw. Reduktionen der Wissensbasis einfacher kontrollieren, zum anderen Inkonsistenzen, Unvollständigkeiten und Redundanzen leichter verhindern.

Eine Frameinstanz enthält sogenannte *Slots*, welche mit Werten verschiedener allgemeiner Attribute gefüllt sind, die mit einem solchen Objekt assoziieren.

Der Kontext wird in der vorliegenden Implementierung dadurch hergestellt, daß jeder Frame Informationen darüber aufnimmt, in welchen Regeln er zur Anwendung

⁵⁰ Der Begriff *Frame* wurde 1975 durch MINSKY [100] geprägt. Eine Frameinstanz repräsentiert ein Objekt des Fachgebietes und wird daher in den nachfolgenden Erläuterungen mit dem Begriff *Objekt* gleichbedeutend verwendet.

⁵¹ vgl. hierzu das Kapitel 4.5

kommt. Zur Aufnahme dieser Informationen stehen die entsprechenden Slots zur Verfügung. Dabei werden folgende Kontextsituationen unterschieden:

- *Herleitungen*: Hier werden all diejenigen Regeln vermerkt, welche den Frame in ihrer Konklusion enthalten. Diese Regeln geben Auskunft darüber, auf welche Weise dieses Faktum hergeleitet werden kann.
- *Bedeutungen*: In diesem Slot werden diejenigen Regeln aufgeführt, welche den Frame in ihrer Prämisse enthalten. Diese Regeln informieren darüber, was aus diesem Faktum gefolgert werden kann.

Die Differenzierung verschiedener Frametypen im objektorientierten Stil (BASE_FRAME, ALPHA_FRAME, NUM_FRAME, FUZZY_FRAME und NEURO_FRAME) resultiert aus der Forderung, Objekte mit unterschiedlichen Wertebereichstypen festlegen zu können. Für alphanumerische und Fuzzy-Frames werden hierzu diskrete Werte in Form beliebiger Zeichenketten definiert, während numerische und Neuro-Frames alle Werte innerhalb eines vordefinierten numerischen Intervalls akzeptieren⁵². Letztere gewinnen vor allem dadurch an Ausdrucksstärke, daß sie beliebig in mathematische Formeln, die mit Hilfe eines Formelinterpreters abgearbeitet werden, integriert werden können. Die grundlegenden Entwurfsentscheidungen bei der Definition von Grammatiken und Implementierung von Parsern sind der entsprechenden Compilerbau-Literatur, wie z.B. AHO/SETHI/ULLMANN [1], zu entnehmen. Die Grammatik zur Definition der implementierten Formelsyntax ist im Anhang dargestellt.

Große Wissensmengen sollten strukturiert werden, um ein gewisses Maß an Modularität zu gewährleisten. Zur Strukturierung von Frames stehen folgende Möglichkeiten zur Verfügung:

- **Objekttyp**: Hierarchische Objekttypisierungen, die dem vorliegenden Diagnostikprozeß entsprechen, werden eingeführt, um Fakten in Klassen zu verwalten. Dazu zählen *Symptome/Merkmale*, *Symptominterpretationen/Merkmalsabstraktionen*, *Grobdiagnosen* und *Feindiagnosen*.

⁵² Numerische Werte werden in der vorliegenden Implementierung als Gleitkommazahlen repräsentiert.

Dies entspricht der hierarchischen Einteilung der Fachbegriffe in *Metaklassen* nach WIELINGA/BREUKER [137] auf Inferenzebene.

- **Objektklassen:** Objektklassen können vom Benutzer der Expertensystem-Shell frei definiert werden – und zwar in Form von ASCII-Strings –, um eine *individuelle* Einteilung vorzunehmen.

4.4.1.2 Regeln

Regeln gelten als die wichtigste Basiswissensrepräsentation in Expertensystemen. Dieser Sachverhalt ist nach PUPPE [111] damit zu erklären, daß Experten ihr Wissen oft in Form von Regeln formulieren. Die Darstellung von Wissen mittels Regeln bietet folgende wesentliche Vorteile:

- *Transparenz:*
Der Formalismus zur Darstellung von Regeln ist leicht verständlich und ohne Probleme nachvollziehbar.
- *Inkrementelles Wachstum:*
Die Regelbasis kann entsprechend den Anforderungen im Laufe der Entwicklung des Systems Schritt für Schritt aufgebaut und getestet werden. Erweiterungen – fachspezifisches Wissen ist meist von dynamischer Natur – können verhältnismäßig einfach durchgeführt werden. Ein wichtiges Hilfsmittel für die Entwicklung, Pflege und Wartung einer regelbasierten Wissensbasis ist die Existenz entsprechender Validierungs- und Verifikationsroutinen, welche die Konsistenz und die Vollständigkeit der Wissensbasis überprüfen⁵³.
- *Strukturierbarkeit/Modularisierung:*
Die verfügbaren Regeln werden zweckmäßigerweise durch geeignete Strukturierungsmöglichkeiten in Module aufgeteilt. Dies unterstützt die Übersichtlichkeit und Wartbarkeit auch bei steigendem Umfang der Wissensbasis und kann zur Effizienzsteigerung genutzt werden.

Eine Regelinstanz besitzt unter anderem eine Prämissen- und eine Konklusionenliste. Die Vorbedingungen einer Regel können wahlweise konjunktiv bzw. disjunktiv verbunden werden, während Schlußfolgerungen ausschließlich UND-verknüpft sind.

⁵³ Zur Implementierung der Checkverfahren sei auf das Kapitel 4.5 verwiesen.

Eine gemischte Verwendung von UND/ODER-Konnektoren für Regelvorbedingungen wurde nicht realisiert.

Prämissen bzw. Konklusionen werden als Tripel der Form *Objekt - Operator - Wert* dargestellt und auch als *Couplets* bezeichnet.

- *Operatoren*

Während Schlußfolgerungen nur den Zuweisungsoperator „=“ erlauben, können in Vorbedingungen – in Abhängigkeit vom Frametyp – verschiedene Vergleichsoperatoren verwendet werden. Ein alphanumerischer Frame gestattet dabei nur die Operatoren „=“ und „≠“, während auf numerische Frames alle numerischen Vergleichsoperatoren „=“, „≠“, „<“, „≤“, „>“ und „≥“ angewendet werden können. Für einen Fuzzy-Frame darf nur der Operator „=“ Verwendung finden.

Die Auswahl dieser Operatoren wird im implementierten Regeleditor über Dialogboxen gesteuert. Syntaktische Eingabefehler sind dadurch nicht möglich.

- *Werte*

Als Vergleichs- bzw. Zuweisungsoperanden in einer Prämisse/Konklusion werden Elemente des zugehörigen Wertebereiches akzeptiert. Numerische Werte werden dabei als Formeln interpretiert⁵⁴, die vor ihrer Operation – Vergleich oder Zuweisung – ausgewertet werden.

Die Strukturierung von Regeln wird primär durch den Kontextmechanismus hergestellt. Dabei werden die Regeln entsprechend ihrer Prämissen und Konklusionen in Gruppen eingeteilt. Jeder Frame verwaltet dazu seinen eigenen Kontext in Form von Regellisten, in denen er zur Anwendung kommt.

Eine Effizienzsteigerung durch dieses interne Strukturierungsverfahren kommt dadurch zustande, daß die Bestimmung der *Konfliktmenge* von Regeln, welche in einem gegebenen Kontext zur Anwendung kommen können, entfällt. Diese Aufwandsreduktion gewinnt vor allem bei wachsendem Umfang der Wissensbasis immer mehr an Bedeutung.

Ferner können Regeln in definierte Regelklassen eingeteilt werden, um die Übersichtlichkeit der Regelbasis zu erhöhen.

⁵⁴ Ein skalarer Wert ist als Sonderfall einer Formel zu verstehen.

4.4.1.3 Kontrollstrategie

Für regelbasierte Systeme werden zur Realisierung der Problemlösungsstrategie Verkettungsverfahren angewendet, die auf der Tatsache beruhen, daß aus einer Menge von Termen und einer Regel, deren Vorbedingungen bzw. Prämissen erfüllt sind, eine neue Menge von Termen abgeleitet werden kann. Dies ist dann die ursprüngliche Menge vereinigt mit den angegebenen Termen der Konklusion. Diese Form des Schlußfolgerns ist Grundlage wissensbasierter Systeme⁵⁵.

Generell existieren zwei verschiedene Verkettungsverfahren, die sich in ihrer Verkettungsrichtung unterscheiden und zu den Basisstrategien für die Abarbeitung von Regeln zählen:

- *Vorwärtsverkettende Verfahren (Forward-Chaining)*: Ausgehend von einer initiierten Datenbasis wird aus der Menge der Regeln, deren Vorbedingungen durch die Datenbasis als erfüllt gelten, eine ausgewählt. Der Aktionsteil dieser *feuernden* Regel wird ausgeführt und die Datenbasis damit geändert. Dieser Prozeß wird solange durchgeführt, bis keine Regel mehr anwendbar ist.
- *Rückwärtsverkettende Verfahren (Backward-Chaining)*: Ausgehend von einem Zielproblem werden nur diejenigen Regeln überprüft, deren Aktionsteil das Ziel enthält. Falls Parameter der Vorbedingung unbekannt sind, werden sie mit anderen Problemlösungsstrategien – es muß nicht immer eine Inferenz sein – hergeleitet.

Eine detaillierte Beschreibung dieser und anderer Verfahren, die zum Teil Mischformen dieser Basisstrategien darstellen, wie z.B. die Hypothesen-And-Test-Strategie, sind der entsprechenden Fachliteratur zu entnehmen [108].

⁵⁵ Hier spricht man auch von *monotonem* Schließen. *Nichtmonotones* Schließen auf der Grundlage von Truth-Maintenance-Systemen wurde für den vorliegenden diagnostischen Prozeß nicht benötigt.

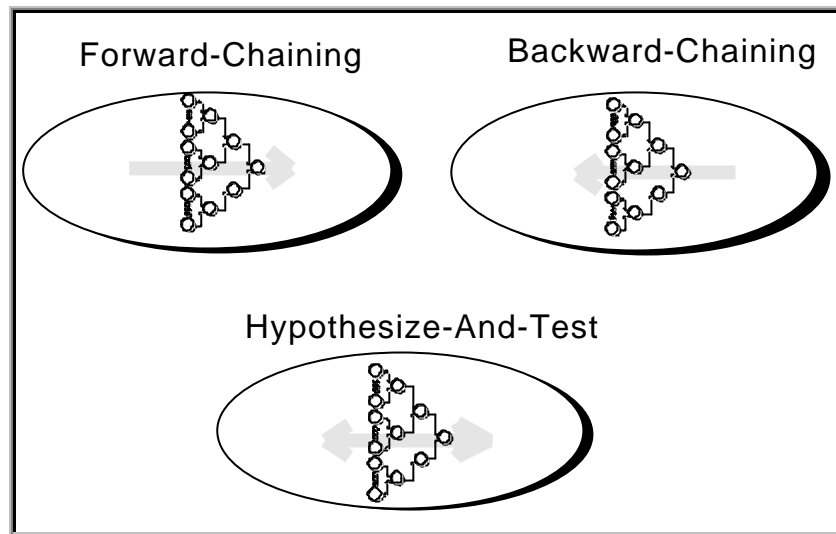


Abb. 29: Gängige Kontrollstrategien der Regelverarbeitung

Die vorliegende Implementierung realisiert beide Basis-Kontrollstrategien. In der Praxis wird jedoch meist das *Backward-Chaining*-Verfahren eingesetzt. Dabei startet der rückwärtsverkettende Regelinterpreter mit einem definierten Ziel. Wenn dieses Faktum nicht erfüllt ist, d.h. nicht in der Datenbasis vorhanden ist, entscheidet die Kontrollkomponente⁵⁶ des Problemlösungsprozesses, welche Problemlösungsstrategie angewendet werden muß, um das Problem zu lösen. Im Falle einer Ableitung werden alle Regeln der *Konfliktmenge*, also all diejenigen, in deren Aktionsteil das zu lösende Problem auftaucht, nach der *Konfliktlösungsstrategie* abgearbeitet. Diese Strategie realisiert den Auswahlprozeß einer Regel aus der Menge der anwendbaren Regeln einer Problemlösungssituation. Dazu werden die entsprechenden Vorbedingungen einer Regel auf ihren Wahrheitsgehalt überprüft. Gelten diese als erfüllt, so ist das Problem gelöst und die Fakten der Schlußfolgerung der feuernenden Regel werden in die Datenbasis aufgenommen.

Andernfalls wird durch einen *rekursiven Abstieg* die unerfüllte Vorbedingung zum neuen Zielproblem. Diese auch als *Tiefensuche* bezeichnete Variante der Rückwärtsverkettung bietet gegenüber der *Breitensuche* den Vorteil, eine gezielte Fragestrategie während eines Problemlösungsprozesses zu realisieren.

Die Bestimmung der Konfliktmenge kann bei umfangreichen Wissensbasen durchaus zeitkritisch werden. Die vorliegende Implementierung hat sich durch den im vorangehenden Kapitel dargestellten Kontextmechanismus von dieser Aufgabe freige-

macht. Jedes Objekt enthält die Situationen, in denen es zur Anwendung kommt, in entsprechenden Regellisten.

Geht man von einer festen Anordnung der Regeln und deren Vorbedingungen und Schlußfolgerungen aus, so kann die Abarbeitungsstrategie eines rückwärtsverkettenden Regelinterpreters in einen geordneten *Und/Oder-Baum*⁵⁷ abgebildet werden, der mittels *Tiefensuche* von links nach rechts abgearbeitet wird.

4.4.2 Subsymbolische Wissensverarbeitung

Die Methoden neuronaler Netze bauen auf zwei grundlegenden Arbeitsschritten auf: In der ersten Phase, der Lern- oder Trainingsphase, wird das meist synthetische Wissen, welches nicht kausal formulierbar ist, in die Datenstrukturen des topologisch definierten neuronalen Netzes transformiert. Das neuronale Netz wird durch eine Anzahl von Trainingsmustern *angelernet*, so daß es im zweiten Schritt, der Generalisierungsphase, Ergebnisse produzieren kann. Der Aufbau von neuronalen Netzen, deren Form der Wissensrepräsentation und Lernstrategien sind dem Kapitel 3.3 zu entnehmen.

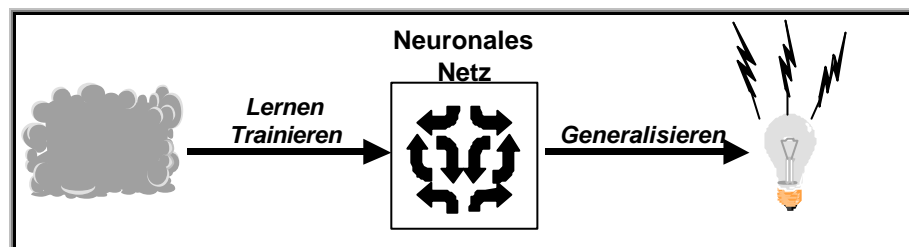


Abb. 30: Arbeitsschritte im Umgang mit neuronalen Netzen

Der vorliegende Modellentwurf integriert derzeit nur den Generalisierungsprozeß neuronaler Netze in Form einfacher Datenstrukturen und Algorithmen. Der Aufbau des Netzes ist mit externen Netzwerksimulatoren durchzuführen [148].

Einen modifizierten subsymbolischen Ansatz zur Modellierung synthetischer kognitiver Operationen liefern *assoziative Matrizen* [91], die aus praktischen und pragma-

⁵⁶ vgl. hierzu Kapitel 4.3.1

⁵⁷ Und/Oder-Bäume werden in der vorliegenden Ausarbeitung auch als *Entscheidungsbäume* bezeichnet.

tischen Gründen in der vorliegenden Anwendung verwendet werden. Dazu sei auf Kapitel 5.5.2 verwiesen.

4.4.3 Fuzzy-Logik

Der vorliegende Ansatz zur hybriden Wissensverarbeitung favorisiert zur Modellierung von unscharfen Mengen effiziente Datenstrukturen und Algorithmen. Zugehörigkeitsfunktionen zu Fuzzy-Sets werden durch *Trapezfunktionen* repräsentiert, die bei ihrer Definition jedoch meist auf die einfachen *Dreiecksfunktionen* eingeschränkt werden.

Die acht Parameter $m_1, m_2, x_{\min}, x_{\max}, y_{\min}, y_{\max}, a$ und b sind zur Festlegung einer Trapezfunktion erforderlich. Deren Bedeutung ist der Abb. 31 zu entnehmen.

Zur Definition einer Dreiecksfunktion wird $m_1 = m_2$ gewählt.

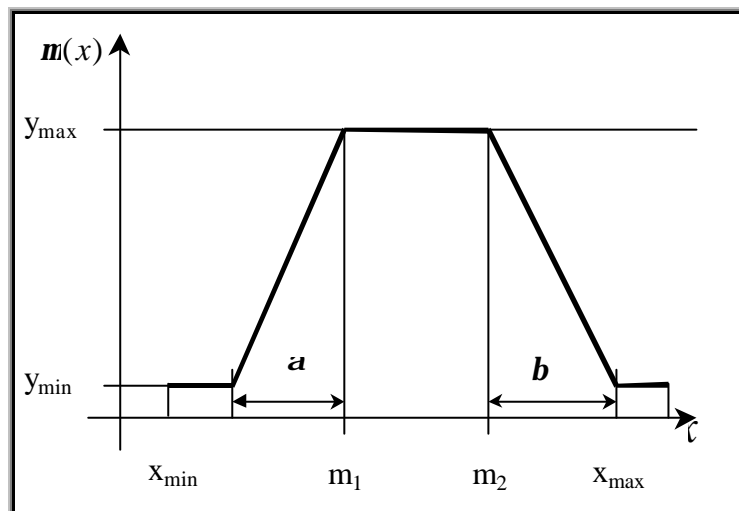


Abb. 31: Trapezfunktion zur Darstellung von Zugehörigkeiten

Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte wissensverarbeitende Hybridsystem erlaubt, über geeignete Editoren gesteuert, eine komfortable Definition von linguistischen Variablen und der Parameter ihrer Zugehörigkeitsfunktionen, die über graphische Funktionen kontrolliert und analysiert werden können.

4.4.3.1 Fuzzy-Bewertung

Die Ermittlung von Bewertungen anhand von Fuzzy-Sets erfolgt durch Auswertung der Zugehörigkeitsfunktion (*membership function*). Die Repräsentation mittels Trapezfunktionen erlaubt, wie in Abb. 32 dargestellt, einfache Berechnungen durch Aufstellung von Geradengleichungen in den Funktionsintervallen I_1 bis I_5 .

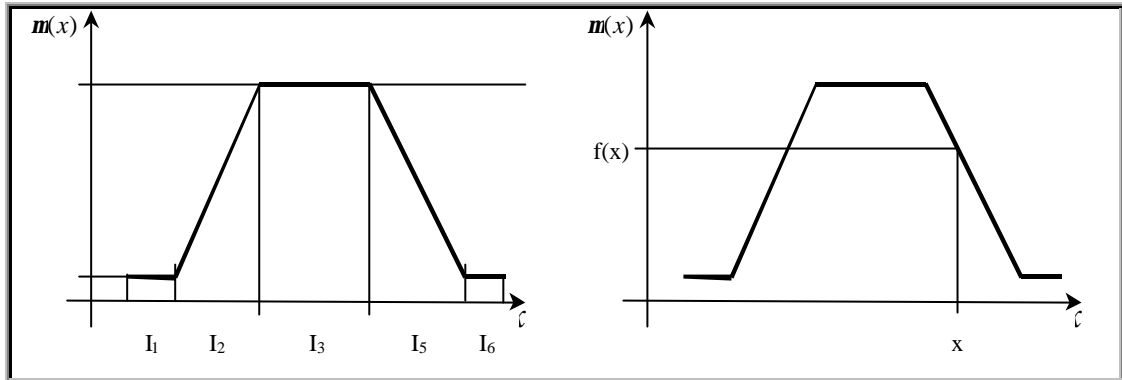


Abb. 32: Berechnung eines Zugehörigkeitsgrades zu einem Fuzzy-Set mittels einfacher Geradengleichungen und Funktionsauswertungen.

Für einen scharfen Eingangswert x , der sich im Intervall I_4 befindet, gilt beispielsweise folgende Verrechnungsvorschrift:

1. Parameter der Geraden festlegen:

$$x_1 = m_2, y_1 = y_{\max}, x_2 = m_2 + b, y_2 = y_{\min}$$

2. Schnittpunkt mit der Geraden berechnen:

$$f(x) = y_1 + \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}(x - x_1)$$

Für die mehrdimensionale Bewertung von Daten innerhalb eines Problemlösungsprozesses stehen eine Reihe von Operatoren zur Verfügung. Diese lassen sich hinsichtlich der zu realisierenden Verknüpfung in t-Normen (Durchschnitt) und t-Conormen (Vereinigung) kategorisieren. Jede dieser Klassen verfügt sowohl über nichtparametrisierte als auch über parametrisierte Operatoren⁵⁸. Die Vielzahl der Operatoren zur Aggregation von unscharfen Mengen führt zu der Frage, welche Operatoren in einer bestimmten Situation anzuwenden sind. Diese Frage lässt sich jedoch nicht pauschal beantworten, da jeweils das zugrundeliegende Anwendungsproblem

⁵⁸ Eine ausführliche Darstellung der einzelnen Operatoren zur Aggregation von unscharfen Mengen ist MEYER et al. [89] zu entnehmen.

berücksichtigt werden muß. Dennoch stehen eine Reihe von Kriterien zur Verfügung, die die Auswahl eines geeigneten Konnektors erleichtern [89]. Diese und andere anwendungsspezifische Kriterien sind je nach Randbedingungen der zu modellierenden Problemstellung vorher zu prüfen.

Nachfolgend seien exemplarisch drei nicht-parametrisierte Durchschnitts-Operatoren aufgeführt, die für eine Und-Verknüpfung⁵⁹ von Fuzzy-Sets verwendet werden können und kompensatorische Effekte bei mehrdimensionalen Bewertungen erzielen.

Tab. 2: Beispiele für nicht-parametrisierte Durchschnitts-Operatoren für zwei Bewertungen x und y

Bezeichnung	Formel
Harmonische Mittelung	$\frac{2xy}{x+y}$
Geometrische Mittelung	\sqrt{xy}
Arithmetische Mittelung	$\frac{x+y}{2}$

Da diese aufgeführten Operatoren nicht assoziativ sind, ist für die Verknüpfung von mehr als zwei unscharfen Mengen eine Verallgemeinerung jedes einzelnen Operators vorzunehmen. Die Operatoren aggregieren n Werte wie folgt:

$$m(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \text{Arithmetische Mittelung}$$

$$m(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n \sqrt[n]{x_i} \quad \text{Geometrische Mittelung}$$

$$m(x_1, \dots, x_n) = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i}} \quad \text{Harmonische Mittelung}$$

4.4.3.2 Fuzzy-Control

Abb. 33 zeigt den Aufbau und den Informationsfluß eines **Fuzzy-Control-Blocks** (FCB), wie er im vorliegenden Fall implementiert wurde. Eingänge und Ausgänge

⁵⁹ Für eine UND-Verknüpfung wird in den meisten Anwendungen der Minimum-Operator verwendet. Dieser erweist sich jedoch im Kontext von bestimmten Problemstellungen als nicht adäquat. Näheres hierzu ist dem Kapitel 5.5.2.2 zu entnehmen.

eines FCB sind scharfe numerische Werte. Innerhalb eines FCB werden die Eingänge zunächst mit Hilfe von Zugehörigkeitsfunktionen linguistisch bewertet (Fuzzifizierung). Eine *einstufige* Regelverarbeitung bildet diese auf *einen* linguistischen Ausgangswert ab, der mittels Defuzzifizierung den scharfen Endwert liefert.

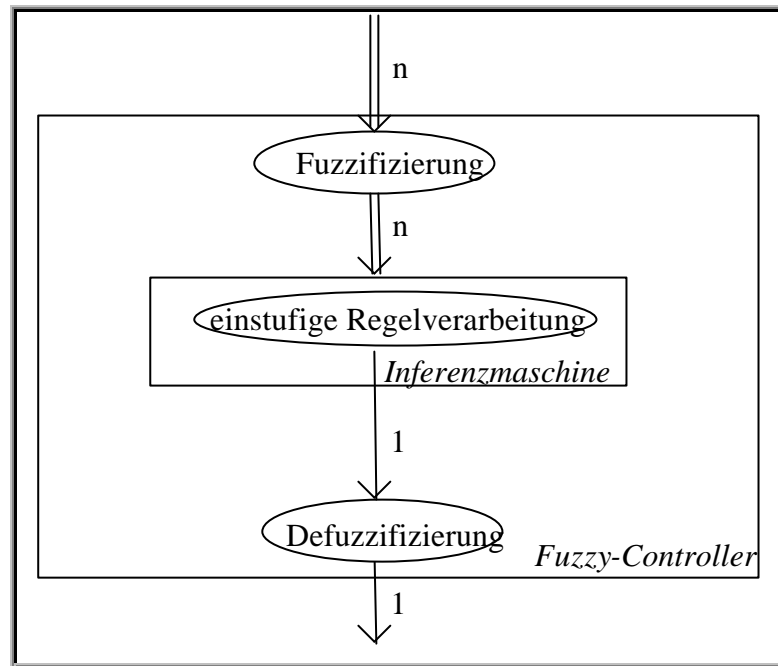


Abb. 33: Modell eines vereinfachten Fuzzy-Control-Blocks

Fuzzifizierung

Das Fuzzifizierungs-Modul sorgt dafür, daß aus den scharfen Eingangsgrößen mit Hilfe der Zugehörigkeitsfunktionen Zugehörigkeitsgrade ermittelt werden. Es führt somit die linguistische Interpretation einer scharfen analogen (meist numerischen) Größe durch. Hinsichtlich der Realisierung dieses Teilschrittes im Fuzzy-Control-Verfahren sei auf Kapitel 4.4.3.1 verwiesen.

Regelbasis

Die in FCBs benutzten Regeln unterliegen folgenden Konventionen:

- Konklusionen enthalten lediglich **eine** Klausel.
- Prämissen und Konklusionen dürfen nur linguistische Variablen enthalten.
- Die Regelmenge wird einstufig abgearbeitet.

Jeder Regel wird optional ein Sicherheitssfaktor als reelle Zahl aus dem Intervall $[0,1]$ zugeordnet, wodurch stufenlos das Vertrauen in die Gültigkeit der Regel ausgedrückt wird⁶⁰.

Inferenzstrategie

Die Inferenz eines Fuzzy-Control-Blocks findet in der Inferenzmaschine statt, die zu diesem Zweck verallgemeinert bzw. erweitert wurde. Auf der Problemlösungsebene stellt sie somit ein mächtiges Werkzeug dar, um sowohl scharfe als auch unscharfe Problemstellungen zu verarbeiten.

Um das Aussehen der Inferenzstrategie eines Fuzzy-Controllers und der anzuwendenden Operatoren zu erläutern, werden folgende Annahmen getroffen [89]:

- Die Regelmenge eines FCBs verfügt über n Eingangsvariablen X_1, \dots, X_n und eine Ausgangsvariable Y . Jede dieser Variablen wird repräsentiert durch eine linguistische Variable, deren Ausprägungen \hat{A}_{ik} bzw. \hat{B}_i Fuzzy-Sets darstellen.
- Die Bedingung (Prämisse) einer Regel besteht entweder aus einer oder mehreren konjunktiv verbundenen Klauseln der Form $X_i = \hat{A}_{ik}$.
- Die Schlußfolgerung einer Regel besteht lediglich aus einer Klausel $Y = \hat{B}_k$.

Eine Regel j hat demnach folgende Gestalt:

$$\text{if } (X_1 = \tilde{A}_{1j} \dots \text{and } X_i = \tilde{A}_{ij} \dots \text{and } X_n = \tilde{A}_{nj}) \text{ then } Y = \tilde{B}_j$$

Die vereinfachte Darstellung für Regeln mit nur einer Prämisse, wie sie hier Verwendung findet, lautet:

$$\text{if } X = \hat{A}_j \text{ then } Y = \hat{B}_j$$

Die Fakten liegen in der Form $A = [\tilde{A}_1, \dots, \tilde{A}_n]$ als Ausprägung der n linguistischen Variablen vor. Jedes \hat{A}_i geht dabei als scharfe skalare Größe in die Bewertung ein. Die Inferenzmaschine bildet nun durch einstufige Regelabarbeitung diese Eingangsgrößen auf die Variable Y ab. Dies erfolgt in mehreren Schritten:

⁶⁰ 0 bedeutet kein Vertrauen; 1 bedeutet volles Vertrauen.

Berechnung der Kompatibilitätsmaße

Zunächst wird für alle Klauseln einer Regel r_j die Übereinstimmung mit den aktuellen Fakten festgestellt. Dadurch, daß die Fakten als skalare Größen A_i vorliegen, kann dieses Kompatibilitätsmaß einfach durch Bestimmung der Zugehörigkeitsgrade für jeden Fuzzy-Set A_{ij} an der Stelle A_i ermittelt werden.

In Abhängigkeit der Zahl der Klauseln sind für eine Regel j mit Hilfe der Operation *komp* die entsprechenden Kompatibilitätsmaße a_{ij} durch einfache Berechnung der Zugehörigkeitsgrade zu ermitteln⁶¹.

$$\begin{aligned} a_{1j} &= \text{komp} (A_{1j}, A_1) \\ a_{2j} &= \text{komp} (A_{2j}, A_2) \\ &\vdots \\ a_{nj} &= \text{komp} (A_{nj}, A_n) \end{aligned}$$

Berechnung der Gesamtkompatibilität

Im zweiten Schritt werden für die linken Seiten einer jeden Regel j die errechneten Kompatibilitätsmaße zu einem Gesamtkompatibilitätsmaß aggregiert. Hierdurch wird ausgedrückt, in welchem Maße die Bedingungen der Regeln erfüllt sind. In diesem Zusammenhang ist auf den gravierenden Unterschied zur *normalen* Regelverarbeitung in regelbasierten Systemen hinzuweisen, in der eine Regelvorbedingung, die darüber entscheidet, ob eine Regel *feuert*, entweder erfüllt ist oder nicht.

Die implementierte Inferenzmaschine definiert Schwellen, die die Erfüllung von Vorbedingungen signalisieren. Für Nicht-Fuzzy-Regeln liegt diese Schwelle genau bei 1, d.h. konjunktiv verknüpfte Prämissen müssen alle vollständig erfüllt⁶² sein, während disjunktive Regeln schon bei vollständiger Erfüllung *einer* Klausel feuern. Fuzzy-Regeln gelten hingegen bereits dann als erfüllt, wenn ihre Gesamtkompatibilität den Wert 0 überschreitet.

⁶¹ Hinweise zur Berechnung der Zugehörigkeitsgrade für Trapezfunktionen sind Kapitel 4.4.3.1 zu entnehmen.

⁶² *Vollständig erfüllt* bedeutet in diesem Zusammenhang, daß der Wert der Klausel in der aktuellen Wissensbasis enthalten ist.

Für den Aggregationsoperator *aggOp* zur Berechnung der Gesamtkompatibilität a_j der linken Seite einer Regel j wird meist ein Durchschnittsoperator verwendet, der sich mathematisch folgendermaßen darstellen läßt:

$$a_j = \text{aggOp}(a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{nj})$$

In der Implementierung wurde für *aggOp* der Maximumoperator gewählt.

Berechnung der modifizierten Gesamtkompatibilität

Nun wird die Methodik des unscharfen Schließens (*fuzzy reasoning*) angewendet, um Unsicherheiten im Schlußfolgerungsprozeß zu berücksichtigen. Der optional verwendbare Sicherheitsfaktor (*certainty factor*) einer Regel drückt das Vertrauen in die Richtigkeit einer Regel aus. Beim Unscharfen Schließen wird nun die errechnete Gesamtkompatibilität a_j der Vorbedingung mit dem Sicherheitsfaktor c_j einer Regel mittels eines Operators *cerOp* verknüpft.

$$a_j^* = \text{cerOp}(a_j, c_j)$$

Der Wert a_j^* wird auch als modifizierte Gesamtkompatibilität bezeichnet.

Die Verknüpfung sollte durch einen UND-Operator vorgenommen werden, weil eine Schlußfolgerung nur dann gilt, wenn die Vorbedingung *und* die Regel erfüllt sind. Hierzu wurde der Minimumoperator implementiert. Eine absolut sichere Regel ($c_j = 1$) wird dabei keine Veränderung der Gesamtkompatibilität hervorrufen, während eine absolut unsichere Regel ($c_j = 0$) für ungültig erklärt wird, da der definierte Schwellenwert nicht überschritten wird.

Inferenz

Beim *Feuern* der Regel wird im nächsten Schritt die modifizierte Gesamtkompatibilität auf die Klausel der Schlußfolgerung übertragen. Diese soll höchstens zu dem Grade erfüllt sein wie ihre Vorbedingung. Der Fuzzy-Set B_j , der diese Konklusion darstellt, ist unter Verwendung eines Inferenz-Operators gegebenenfalls dahingehend zu verändern, daß die Höhe des resultierenden Fuzzy-Sets B_j^* die modifizierte Gesamtkompatibilität a_j nicht überschreitet.

$$\tilde{B}_j^* = \text{infOp}(a_j^*, \tilde{B}_j)$$

Als Inferenz-Operator wurde der Minimum-Operator gewählt, der auf einfache Weise den Ausgangs-Fuzzy-Set bei Bedarf lediglich abschneidet. Er begründet auch die Verwendung von Trapezfunktionen, da die auf diese Art modifizierten Dreiecksfunktionen durch Trapezfunktionen dargestellt werden müssen.

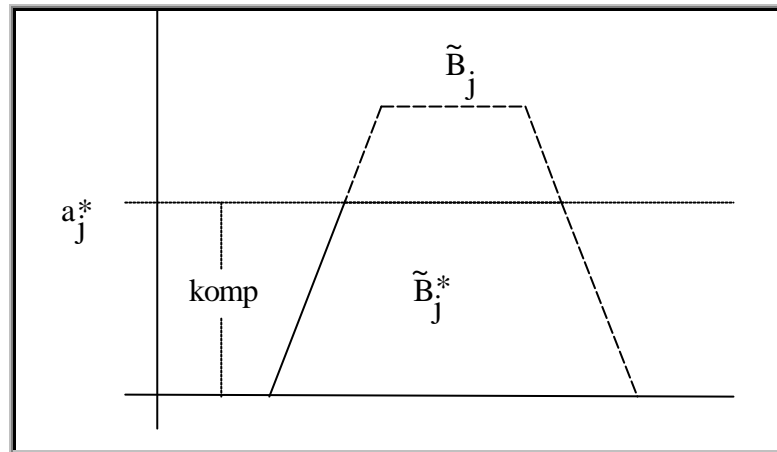


Abb. 34: Minimum-Operator zwischen einem Fuzzy-Set und einer skalaren Größe

Akkumulation aller Regeln

Da alle Regeln alternativen Charakter haben, muß im letzten Verarbeitungsschritt der Inferenzstrategie das Gesamtergebnis \tilde{B}^* aus den Teilergebnissen \tilde{B}_j^* durch Akkumulation ermittelt werden. Dies sollte durch eine Oder-Verknüpfung wie den Maximums-Operator realisiert werden.

Werden gleichzeitig das Maximum als Akkumulations-Operator und das Minimum als Inferenz-Operator eingesetzt, dann spricht man von der *Min-Max-Inferenz*.

Defuzzifizierung

Durch die Min-Max-Inferenz kann es vorkommen, daß der Ausgangs-Fuzzy-Set ein durchaus eigenartiges Aussehen hat. Eine Weiterverarbeitung des Inferenzergebnisses ist daher nötig. Linguistische Approximationen werden durchgeführt, um den Output-Fuzzy-Set zu charakterisieren. Oft werden jedoch skalare Ausgangsgrößen angestrebt.

Eine der gängigen und auch leicht zu implementierenden Techniken der Defuzzifizierung ist die *Flächenschwerpunktmethode*. Als numerisches Verfahren wurde in der vorliegenden Implementierung die *Simpsonsche Regel* realisiert [69].

4.4.3.3 Fuzzy-Reasoning

Das Vertrauen in die Richtigkeit einer Regel wird durch einen Sicherheitsfaktor c_j ausgedrückt. Beim *fuzzy reasoning* wird nun die bereits errechnete Gesamtkompatibilität a_j der Vorbedingung mit diesem *certainty factor* c_j einer Regel mittels eines Operators *cerOp* verknüpft.

$$a_j^* = \text{cerOp}(a_j, c_j)$$

Der Wert a_j^* wird auch als modifizierte Gesamtkompatibilität bezeichnet.

Die Verknüpfung sollte durch einen UND-Operator vorgenommen werden, weil eine Schlußfolgerung nur dann gilt, wenn die Vorbedingung *und* die Regel erfüllt sind.

Hierzu wurde der Minimumoperator implementiert. Eine absolut sichere Regel ($c_j = 1$) wird dabei keine Veränderung der Gesamtkompatibilität hervorrufen, während eine absolut unsichere Regel ($c_j = 0$) als ungültig erklärt wird, da der definierte Schwellenwert nicht überschritten wird.

4.5 Konsistenz und Vollständigkeit

Für den kommerziellen Einsatz zählen wissensverarbeitende Systeme derzeit wohl zu den erfolgversprechendsten Anwendungsgebieten. Allerdings zeigt die Praxis, daß viele Entwicklungen über das Prototypenstadium nicht hinausgekommen sind.

Obwohl die Wissensidentifikation als der Flaschenhals in der Entwicklung verstanden wird, reicht es nicht, sich alleine mit der Machbarkeit derartiger Systeme, unterschiedlichen Wissensrepräsentationsformen und ausgefeilten Inferenzstrategien zu beschäftigen. Die Forderung nach Transparenz und Erweiterbarkeit durch die Einhaltung des Prinzips der Trennung von Wissen und Wissensverarbeitung und die dadurch erreichte Flexibilität kann zu unerwarteten Problemen führen. Kleine Änderungen können enormen Einfluß auf das Gesamtverhalten des Systems haben, da die dynamische Verkettung nun ganz anders ablaufen kann. Da fachspezifisches Wissen meist dynamisch angelegt ist, stellt sich die Frage, wie hybride intelligente Systeme auf Änderungen innerhalb der Wissensbasis reagieren. Das Problem der Aktualisierung und Pflege darf daher bei der Entwicklung von solchen Systemen nicht unterschätzt werden.

Grundsätzlich unterscheidet man dabei zwischen *syntaktischen* und *semantischen* bzw. *strukturellen* Checks. Die im vorliegenden Werkzeug integrierten Editoren sind so entwickelt worden, daß syntaktische Fehler nicht auftreten können. Die Instantiierung von Regeln beispielsweise erfolgt dialoggesteuert genau anhand der erwarteten Syntax.

Bei den semantischen Checks gestalten sich die Verfahren wesentlich schwieriger, da hier oftmals der Kontext eine Rolle spielt. Man unterscheidet im wesentlichen zwischen zwei Fehlerklassen:

- *Inkonsistenz*: In diese Klasse fallen alle Situationen, welche mit dem Begriff *Fehlerhaftigkeit* in Verbindung gebracht werden können. Dabei handelt es sich hauptsächlich um Widersprüche. Auch Redundanzen fallen in diese Klasse, obwohl sie nicht als direkte Fehler interpretiert werden. Sie führen lediglich zu einem schlecht kontrollierbarem und fehleranfälligen Overhead in der Wissensbasis.
- *Unvollständigkeit*: Hierunter werden alle Situationen zusammengefaßt, in denen eine *unvollständige* Wissensbasis vorliegt.

Jedes Wissensrepräsentationsmodell stellt in Verbindung mit der zugehörigen Inferenzstrategie unterschiedliche Anforderungen an die jeweiligen Testverfahren.

Tab. 3: Verfahren zur Überprüfung der Konsistenz eines Regelsystems

Prüfung auf	Bedeutung
Redundante Regeln	Zwei oder mehr Regeln haben dieselben Prämissen und Konklusionen.
Widersprüche in Prämissen	Zwei oder mehrere Prämissen einer Regel enthalten einen Widerspruch. Diese Regel wird nie feuern, da die Bedingungen nie erfüllt sein können.
Widersprüche in Konklusionen	Zwei oder mehrere Konklusionen einer Regel enthalten einen Widerspruch. Wenn diese Regel feuert, entsteht in der Wissensbasis ein inkonsistenter Zustand.
Regel-Attribut-Abgleich	Ein Abgleich zwischen Regeln und Attributen stellt sicher, daß alle in Prämissen und Konklusionen verwendeten Objektdefinitionen als Frames in der Wissensbasis vorhanden sind.
Subsumierte Regeln	Zwei Regeln haben das gleiche Ergebnis. Eine Regel hat allerdings mehr Prämissen als die andere, stellt also lediglich einen Spezialfall dar. Eine Regel <i>überdeckt</i> somit eine andere.
Zirkuläre Regelketten	Schleifen oder Zyklen in der Regelverkettung führen zum Nichtterminieren des Ableitungsvorganges.
Regeltypen	Die Shell unterscheidet zwischen Regeln vom Typ <i>fuzzy</i> , welche nur innerhalb von Fuzzy-Controlle-Blocks verwendet werden dürfen, und vom Typ <i>non-fuzzy</i> , welche in diesen nicht vorkommen dürfen.

Basierend auf *Regelverarbeitung* und *Backwardchaining* sind im Sinne der Verifikation und Validierung im vorliegenden Fall zum einen hierfür standardisierte, zum anderen spezielle Prüfverfahren implementiert worden. Dabei muß allerdings festgehalten werden, daß auf dem Gebiet *Wartung und Pflege* regelverarbeitender Systeme derzeit noch erhebliche Modelleinschränkungen zu machen sind, um die von der Expertensystemforschung zur Verfügung gestellten Tests effizient und sicher durchführen zu können.

Tab. 4: Verfahren zur Überprüfung der Vollständigkeit eines Regelsystems

Prüfung auf	Bedeutung
<i>Dead-End-Condition</i>	Die Blätter des Entscheidungsbaumes dürfen nicht mit Wissensquelle <i>Heuristik</i> markiert sein. Dies würde bedeuten, daß dieses Faktum nicht hergeleitet werden kann, und es kommt zu einem toten Ende beim Ableitungsprozeß.
<i>Unreferenced Rules</i>	Nicht referenzierte Regeln innerhalb des Entscheidungsbaumes sind entweder überflüssig, oder es fehlt die entsprechende Einbindung in den Baum. Eine solche Regel kommt während der Inferenz nicht zur Anwendung.
<i>Unreferenced Facts</i>	analog zu <i>unreferenced rules</i>
<i>Unreferenced Facts</i> in Prämissen	Ein derartiges Faktum findet in keiner Prämisse Verwendung \Rightarrow partielle Redundanz.
<i>Unreferenced Facts</i> in Konklusionen	Ein derartiges Faktum findet in keiner Konklusion Verwendung \Rightarrow partielle Redundanz.
<i>Unreferenced Facts</i> in Prämissen und Konklusionen	\Rightarrow vollständige Redundanz

Die implementierten Prüfroutinen machen auf ein breites Feld von Fehlersituationen aufmerksam und unterstützen die Phase der *Wartung und Pflege*. Sie wurden während des Aufbaus der Wissensbasis intensiv benutzt, so daß Fehlerzustände im System vermieden werden konnten. Sie wurden nicht als Teil der Shell implementiert, sondern in Form von Tools, die auf eine bereits existierende Wissensbasis angewendet werden.

5 VITAL&aktiv: Ein „intelligentes“ Gesundheitsberatungssystem

Der in der vorliegenden Arbeit dargestellte hybride Ansatz zur Verarbeitung von Wissen wurde im Rahmen eines mehrjährigen interdisziplinären Projektes modellhaft entwickelt und gleichzeitig praxisnah erprobt.

In diesem Kapitel soll zunächst in die Thematik des Projektes eingeführt und anschließend die problemspezifischen Realisierungen an Beispielen erläutert werden.

5.1 Gesundheitsberatung als Aufgabe der Präventivmedizin

Den Begriff *Gesundheit* – im Volksmund oft als die Abwesenheit von Krankheit verstanden – definiert die Weltgesundheitsorganisation (WHO) als das *körperliche, geistige und soziale Wohlbefinden*. Unter ganzheitlichem Gesichtspunkt stellen dabei die Aspekte *Ernährung* und *Bewegung* die tragenden Säulen der Gesundheit dar [117]. Gesundheit und Glück gelten als Voraussetzung für Lebenszufriedenheit und Lebensqualität.

Zur Diagnose von Gesundheit oder Krankheit wird in der medizinischen Theoriebildung vor allem nach krankmachenden Faktoren gesucht. Sogenannte Risikofaktoren⁶³ dienen dabei als Hinweis für die Entstehung von Krankheiten. Der medizinische Fortschritt im apparativen und intensivmedizinischen Bereich kann jedoch nicht darüber hinwegtäuschen, daß die Zahl der chronischen Erkrankungen deutlich zugenommen hat.

Während im vorigen Jahrhundert Hunderttausende an Epidemien und Krankheiten wie der Cholera oder Tuberkulose starben, hat der Mensch heute Gesundheitsprobleme, die mit Bewegungsarmut, Überernährung, Nikotin und zu hohem Alkoholkon-

⁶³ Das Vorliegen eines Risikofaktors zeigt eine erhöhte Wahrscheinlichkeit für eine spätere Folgeerkrankung an. Diese Definition besagt jedoch nicht, daß ein ursächlicher Zusammenhang zwischen der Erkrankung und dem Risikofaktor existiert.

sum in Zusammenhang stehen. Auch die moderne Medizin kann bei vielen dieser Beschwerdebilder keine Heilung herbeiführen.

Die Präventivmediziner sind sich darin einig, daß eine verbesserte Gesundheitsvorsorge dieser Entwicklung entgegenwirken kann. So bestätigen zahlreiche wissenschaftliche Untersuchungen die positiven Auswirkungen von gesundheitsfördernden Maßnahmen auf das Wohlbefinden und die Leistungsfähigkeit. Sporttreibende sind weniger anfällig für Krankheiten als *Bewegungsmuffel*. Besonders deutlich wird dies bei Erkrankungen des Gefäß- und Herz-Kreislauf-Systems.

Ein weiteres Beispiel für sinnvolle Prävention ist die Ernährungsberatung. Ein Drittel der Bevölkerung in der Bundesrepublik ist übergewichtig. Gleichzeitig liegt eine Fehl- und Mangelernährung vor. Chronische Erkrankungen, die Knochen-, Bandscheiben- und Gelenkbeschwerden verursachen, können dadurch ausgelöst oder unterstützt werden. Auch Krankheiten wie Gicht, Diabetes, Bluthochdruck oder Magen-Darm-Beschwerden können durch eine angepaßte und ausgewogene Ernährung positiv beeinflußt werden.

Die Diskussion um Gesundheit und Gesunderhaltung als Voraussetzung für mehr Lebensqualität nutzten die Krankenkassen, um mit präventiven Maßnahmen Kundenwerbung zu betreiben. Die AOK nennt sich aus diesen Gründen seitdem *Gesundheitskasse*. Die Kostenexplosion im Gesundheitswesen und zum Teil die inkompetenten und wissenschaftlich nicht haltbaren präventiven Maßnahmen der Krankenkassen führten zur Rücknahme ihrer Finanzierung durch den Gesetzgeber. Es wird nun verstärkt an die Eigenverantwortung des Menschen appelliert. Die Folge sind gesundheitsorientierte Aktivitäten wie Wellness-Konzepte oder der Fitneßboom. Diese werden nicht nur Trends der heutigen Zeit sein, sondern das Sozialverhalten der kommenden Jahre mitbestimmen.

Die Grundregeln für eine gesunde Lebensweise müssen jedoch erlernt und *trainiert* werden. Für die Methoden der präventiven Selbstmedikation scheint demnach Aufklärungsarbeit in der Bevölkerung notwendig zu sein. Ein ausgeprägtes Gesundheitsbewußtsein erfordert neben der Eigenverantwortung jedoch auch die Kompetenz des Menschen.

5.2 Neue Wege der Selbstverantwortung durch *Neue Medien*

Die Bausteine Ernährung und Bewegung sind unter ganzheitlichem Gesichtspunkt eng miteinander verknüpft und verlieren bei isolierter Betrachtung an Informationsgehalt. Diese Interdependenzen sollten demzufolge interdisziplinär erörtert werden.

Die Präventivmedizin als die *Medizin am Gesunden* sieht ihre Aufgabe unter anderem darin, in Zusammenarbeit mit anderen Wissenschaftsgebieten Präventivmaßnahmen zur Gesundheitsförderung zu erarbeiten und in Form von Beratungen anzubieten. Die entwickelten Beratungskompetenzen müssen – z.B. durch den Einsatz von Computern – allgemein verfügbar gemacht werden. Dabei müssen Beratungsprogramme nach LEITZMANN [83] folgende Bedingungen erfüllen:

- Die Gesundheitsberatung muß professionell sein. Es genügt nicht, Informationen nur zu präsentieren.
- Der Wissenstransfer muß mit einem Angebot zur Verhaltensänderung gekoppelt sein. Handlungsanweisungen zeigen dem Anwender den richtigen Weg zur positiven Beeinflussung seines Organismus.
- Wer Gesundheitsförderung aus eigener Tasche bezahlt, möchte erst recht einen echten Nutzen erkennen. Der Anwender muß imstande sein, Informationen und Handlungsanweisungen umsetzen und dabei auch die positiven Aspekte erkennen können.
- Das vermittelte Fachwissen der Gesundheitsberatung muß auf dem aktuellen Stand der Forschung und umfassend sein.

Das Ziel zukünftiger Gesundheitsförderung muß vor allem sein, jedem einzelnen erkennbar zu machen, daß er zur Erhaltung seiner Gesundheit bzw. zu ihrer Wiederherstellung aktiv beitragen muß. Nach HOLLMANN [60] darf sich der Mensch „nicht einfach nur passiv hinsetzen und sich etwas verschreiben oder hinlegen und sich operieren lassen“. Er muß selbst mitwirken, sich informieren und ggf. bereit sein, seine Lebensweise zu ändern. Diese Erkenntnis eröffnet die Chance, Krankheiten nicht als schicksalhaft anzusehen, sondern durch eigenes Zutun selbst zur Vorbeugung oder Gesundung beizutragen [70].

5.3 Projektbeschreibung

Die interdisziplinären Entwicklungen auf den Gebieten Öcotrophologie, Sportmedizin, Sportwissenschaft, Sportpsychologie und Informatik zum Aufbau eines Gesundheitsberatungsprogrammes halfen, ein Softwareprodukt zu realisieren, welches die o.g. Bedingungen nach LEITZMANN [83] erfüllt.

5.3.1 Zielsetzung

Das Projekt stand unter der Zielsetzung, eine Software zu entwickeln, welche in der Lage ist, die Beratungskompetenzen hinsichtlich der Themen *Ernährung* und *Bewegung* hinreichend zu besitzen.

Das Präventionsprogramm soll den Nutzer in der Gesundheitsdiagnostik unterstützen und ihm gezielte Ansätze zur individuellen Gesundheitsoptimierung bieten. Als Zielgruppe kommen gesundheitsinteressierte Bevölkerungsschichten in Betracht, wobei sich folgende Nutzergruppen unterscheiden lassen:

- Private Anwender (Eigenmotivation),
- Niedergelassene Ärzte (Gesundheitsberatung),
- Apotheker (Ernährungsanalyse, Substitutionshinweise) und
- Betreiber öffentlicher Anlagen (Bahnhöfe, Schulen, Flugplätze etc.), die ihr Dienstleistungsangebot ausweiten wollen (Info-Terminals).

5.3.2 Interdisziplinäres Projektteam

VITAL&aktiv wurde in interdisziplinärer Zusammenarbeit verschiedener wissenschaftlicher Einrichtungen entwickelt. Für den Themenschwerpunkt Bewegung waren Mitarbeiter des Sportmedizinischen Institutes der Universität Dortmund sowie Sportwissenschaftler und Sportpsychologen des Institutes für Prävention und Nachsorge, Köln verantwortlich.

Der Teil Ernährung wurde von Ernährungswissenschaftlern des Sportmedizinischen Institutes und des Bereiches Hauswirtschaftslehre der Universität Paderborn entwickelt. Die Leitung des Projektes sowie die systemtechnische Umsetzung fand ebenfalls im Sportmedizinischen Institut der Universität Paderborn statt.

Im Rahmen der Fertigstellung als multimediales Programm wurde mit einer Multimedia-Konzeptionistin und einer Werbeagentur kooperiert.

5.4 Programmaufbau

Die nachfolgend beschriebenen Konzepte geben einen kurzen Einblick in die inhaltlichen Aspekte des Programms. Auf Detailausführungen muß an dieser Stelle verzichtet werden.

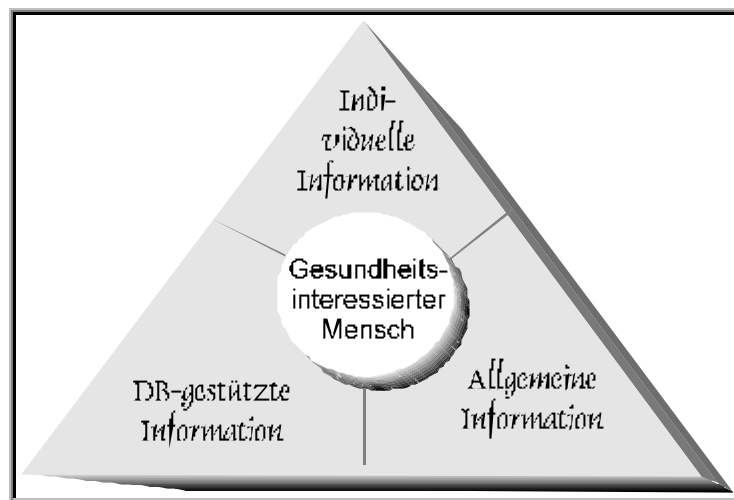


Abb. 35: Das Programm *VITAL&aktiv* als Informationssystem.

VITAL&aktiv kann grundsätzlich als Informationssystem verstanden werden und richtet sich an den gesundheitsinteressierten Menschen. Abb. 35 verdeutlicht die drei informationellen Komponenten *individuelle Information*, *allgemeine Information* und *datenbankgestützte Information*.

5.4.1 Individuelle Information

Die individuelle Gesundheitsberatung ist das zentrale Instrument des Systems. Hier kommen die in der vorliegenden Arbeit beschriebenen Methoden und Verfahren zur hybriden Wissensverarbeitung zum Einsatz und tragen zur Entscheidungsunterstützung und -findung im komplexen diagnostischen Prozeß bei.

Durch die Umsetzung des präventivmedizinischen Wissens kann dezentral eine computerunterstützte, individuelle und gesundheitsorientierte Beratung durchgeführt werden. Dabei ist auf die diagnostischen Strukturmerkmale zurückzugreifen, welche in Kapitel 2.4 beschrieben wurden.

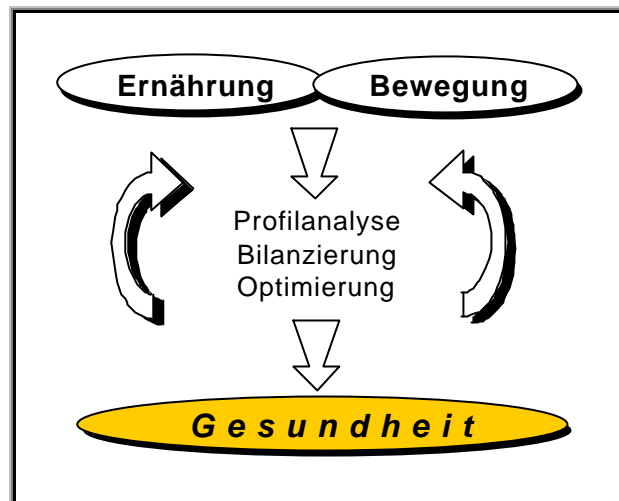


Abb. 36: Ablauf einer individuellen Gesundheitsberatung

Im Rahmen eines Beratungsverlaufes sind grundsätzlich folgende drei Phasen zu durchlaufen, welche der Abb. 36 entnommen werden können:

1. **Profilanalyse** durch interaktive Befragungstechniken und Erstellung von Sollwertempfehlungen im Rahmen der **Diagnostik**
2. **Bilanzierung** der aus den Profildaten diagnostizierten Ergebnisse mit den errechneten Sollwerten, um quantitative und qualitative Aussagen zu erhalten.
3. **Optimierung** des gesundheitsorientierten Verhaltens durch Generierung von optimierten Plänen zum Thema Ernährung und Bewegung.

5.4.1.1 Datenerfassung

Im Rahmen der Diagnostik ist eine umfangreiche Erfassung persönlicher Daten notwendig, um das zu beurteilende Gesundheitsprofil zu erstellen. *VITAL&aktiv* erlaubt als *dynamisch intelligentes* System die schrittweise Eingabe der Daten. Durch interaktive Befragungstechniken werden die einzelnen Diagnosechecks in beliebiger Reihenfolge „abgearbeitet“. Nach jedem Schritt erhält der Anwender die diagnostische Auswertung und Beratung, die mit zunehmendem Wissen des Systems über den Anwender komplexer wird.

Folgende Checks (Abb. 37) wurden entwickelt, um ein aussagekräftiges Gesundheitsprofil zu ermitteln:

Stammdaten:

Die Stammdatenanalyse dient im wesentlichen dazu, Sollwerte zu ermitteln bzw. zu initialisieren. Hier werden anthropometrische Daten wie Alter, Größe und Gewicht erfaßt und bewertet, die anschließend in die Ernährungs- bzw. Bewegungsanalyse einfließen.

Fett-Check:

Dieser Check verrät in Kürze, wie fettreich die Ernährung ist, die sich der Anwender zuführt.

Alkohol-Check:

Dieser Fragebogen erfaßt Aussagen über die Trinkgewohnheiten und verrät, ob der Alkoholkonsum vertretbar ist.

Ernährungs-Kurzcheck:

Ob die Ernährung ausgewogen ist, verrät der Ernährungs-Check in 5 Minuten.

Verzehrs-Check:

Das zentrale Diagnoseinstrument im Ernährungsbereich ist der *Verzehrs-Check*. Dieser befragt den Anwender am Bildschirm über die Verzehrmenge- und häufigkeit von 170 Lebensmitteln. Die der Ernährungsanalyse zugrundeliegende Food-Frequency-Methode⁶⁴ (d.h. die Erfassung der Häufigkeit des Verzehrs) und deren diagnostische Bewertungsmethodik wurde im Sportmedizinischen Institut der Universität-GH Paderborn im Rahmen eines Pilotprojektes auf seine Gültigkeit und Reproduzierbarkeit hin untersucht und validiert.

Activity-Check:

Über Fragen zur körperlichen Beanspruchung werden persönliche Bilanzen hinsichtlich der körperlichen Aktivität in den 3 Lebensbereichen *Alltag*, *Beruf* und *Freizeit* aufgestellt sowie qualitativ bewertet. Meßinstrument hierfür ist der zusätzliche Kalorienumsatz durch gezielte Bewegung.

Typologie-Check:

Der Typologie-Check erfaßt zwei wichtige Komponenten, die Auswirkungen auf die Gesundheit und das Wohlbefinden haben. Dies ist einerseits der Faktor

⁶⁴ siehe Kapitel 5.5.1

Streß, welcher nicht grundsätzlich als schlecht zu bezeichnen ist, dessen Extreme jedoch negative Folgen für den Menschen haben kann. Die Komponente *Seelische Gesundheit* stellt einen weiteren wichtigen Einflußfaktor auf das allgemeine Gesundheitsbefinden dar und gibt Hinweise über Selbstbewußtsein und Unabhängigkeit.

Sporttypologie-Check:

Dieser Fragebogens beurteilt Ziele und Wünsche des Anwenders hinsichtlich sportlicher Betätigung.

Fitneß-Check:

Die Messung und Beurteilung des Fitneßniveaus wird mit Hilfe verschiedener Übungen bzgl. der vier motorischen Grundfähigkeiten *Beweglichkeit*, *Koordination*, *Ausdauer* und *Kraft* durchgeführt.

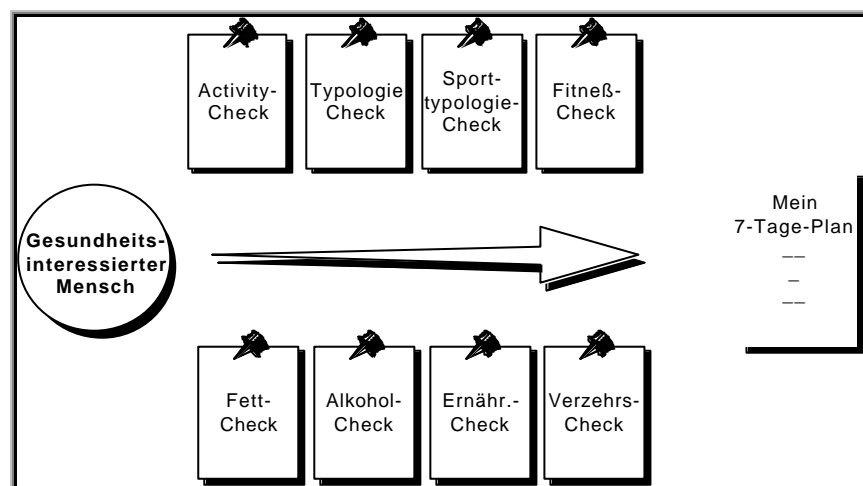


Abb. 37: Komponenten der Datenerfassung in VITAL&aktiv

5.4.1.2 Datenbewertung

Die Auswertung der über interaktive Befragungstechniken ermittelten Profildaten unter diagnostischen Gesichtspunkten und ihre Umsetzung in Handlungsanweisungen im Sinne einer Gesundheitsberatung und -optimierung stellt neben der diagnostischen Modellierung den schwierigsten Prozeß innerhalb der Entwicklung des wissensverarbeitenden Systems dar.

Dafür sind mehrere Gründe anzuführen:

1. Die diagnostischen Bewertungen müssen durch umfangreiche Tests und Pilotphasen abgesichert werden, um dezentral einsetzbar zu sein.
2. Das wissensverarbeitende System zur Umsetzung der diagnostischen Prozesse bedarf einer nicht zu unterschätzenden Validierung und Wartung.
3. Die zugrundeliegende Datenvielfalt (vor allem jedoch die daraus resultierende kombinatorische Vielfalt im Rahmen einer individuellen Bewertung) wird weit unterschätzt. So gibt es beispielsweise bei einer einfachen Bewertung (3 Klassen) der Versorgungszustände bei 20 Nährstoffen insgesamt 3,5 Milliarden (3^{20}) Kombinationsmöglichkeiten!

Eine qualitativ hochwertige Individualisierung der computerunterstützten Beratung läßt sich nur unter strenger Einhaltung der strukturellen Grundkonzepte erreichen.

Beim Entwurf der diagnostischen Empfehlungsstrukturen hinsichtlich einer Gesundheitsoptimierung wurde besonderer Wert darauf gelegt, unter Beibehaltung der Modelle die Erweiterbarkeit des Differenzierungsgrades für Folgeversionen des Programmes sowohl in der Breite als auch in der Tiefe zu gewährleisten.

Für die Bewertung der über Fragebögen generierten Profildaten werden zwei Ansätze realisiert: die *Einzelbewertung* der Fragebögen und die *Gesamtbewertung*.

Einzelbewertung:

Die *Einzelbewertung* jedes Fragebogens hat den Vorteil, daß die hierfür nötige Datenmenge überschaubar und detailliert auswertbar vorliegt. Weiterhin besteht die Möglichkeit, gezielter auf Einzelbeobachtungen (z.B. Streßverhalten, seelische Gesundheit) einzugehen, als dies in der Gesamtbewertung möglich ist.

Dennoch ist auch hier nicht zu unterschätzen, daß eine exakte Individualisierung der Empfehlungen eine beachtliche Variationsbreite an Informationseinheiten voraussetzt.

Gesamtbewertung:

Die *Gesamtbewertung* im Sinne einer umfassenden Handlungsempfehlung (ganzheitliche Pläne zur Gesundheitsanalyse und -optimierung) steht jedoch als grundlegendes diagnostisches Ziel im Mittelpunkt des Interesses. Bei diesem Ansatz werden alle Profileinzeldaten zusammengefaßt und in ihrer Gesamtheit bewertet.

Zur Reduktion der Auswertungsvielfalt werden dabei zwei Techniken eingesetzt: Mit Hilfe einer *reduktiven Diagnostik* lassen sich die umfangreichen Profildaten stark einschränken. Für die Bewertung werden anschließend lediglich die Diagnosen herangezogen.

Die zweite Technik läßt sich mit dem Begriff *Rasterbildung* beschreiben. Dabei werden Empfehlungen in voneinander unabhängige Teilempfehlungen gegliedert, für deren Erstellung weniger Parameter berücksichtigt werden müssen, ohne dabei die Individualität der Empfehlung zu beeinträchtigen.

5.4.1.3 Verknüpfungsansätze

Neben der rein isolierten Betrachtungsweise der Themenschwerpunkte *Ernährung* und *Bewegung* findet eine Verknüpfung der Diagnostik in beiden Bereichen auf kalorischer Ebene statt. Die individuellen Empfehlungen im Bewegungsbereich (z.B. Auswahl der Sportarten) werden durch Faktoren wie *Gewichtsklasse* und *Kalorienzufuhr* beeinflusst. Weiterhin berücksichtigen die praktischen Ernährungsrichtlinien das Aktivitätsverhalten (siehe *Sportliche Vorerfahrung*) des Benutzers. Daraus resultiert unter dem Aspekt der Gesunderhaltung bzw. Leistungssteigerung für den aktiv Sporttreibenden eine erhöhte Zufuhrempfehlung an Flüssigkeit, Kohlenhydraten sowie Mineralstoffen und Spurenelementen (durch Verweis auf entsprechende Nahrungsmittel oder Änderung der Ernährung).

5.4.2 Allgemeine Information

Im Rahmen der individuellen Gesundheitsberatung wird auf viele Informationen zurückgegriffen, welche keiner Individualisierung bedürfen. Dabei handelt es sich um allgemeingültige Definitionen und Beschreibungen von präventivmedizinischen Inhalten, die als index- und themenorientierte Konzepte realisiert wurden. Diese sind im Programm in einer Art *Bibliothek* abgelegt. Der Benutzer kann in Lexika stöbern

oder sich detaillierte Informationen zu den Bereichen Ernährung und Bewegung aus bereitstehenden *Büchern* (Datenbanken) holen.

5.4.3 Datenbankgestützte Information

Dem Programm liegen u.a zwei umfangreiche Datenbanken zugrunde. Die *Lebensmitteldatenbank* enthält ca. 1000 Datensätze und dokumentiert für jedes eingetragene Lebensmittel 35 Nährstoffwerte. Die *Energieverbrauchstabelle* beinhaltet kalorische Daten für eine umfangreiche Sammlung von Alltags-, Berufs- und Freizeitaktivitäten.

Auf diesen beiden Datenbanken wurden Rechercheroutinen implementiert.

Die über Suchanfragen selektierten Lebensmittel und Aktivitäten lassen sich in einem *Tagebuch* protokollieren, um eine exakte Nährstoffüberwachung zu gewährleisten.

Weiterhin steht ein 333 Menüs umfassendes *Kochbuch* zur Verfügung. Die Rezepte können eigenen Bedürfnissen und Vorlieben angepasst und erweitert werden. Sie lassen sich auf Nährstoffbasis bilanzieren und werden schwerpunktmäßig in der Ernährungsoptimierung eingesetzt.

5.5 Wissensverarbeitende Techniken in der Gesundheitsberatung

In Kapitel 3 wurden die wichtigsten grundlegenden *intelligenten* Techniken zur Wissensverarbeitung konzeptionell dargestellt⁶⁵. Auch die Integrationsmöglichkeiten der einzelnen Verfahren zu einem hybriden Gesamtsystem und die praxisnahen Entwurfsentscheidungen wurden erläutert.

Unter der Zielsetzung der Modellierung und Entwicklung eines qualitativ hochwertigen Softwareinstrumentes für den wissensintensiven Bereich *Gesundheitsberatung* war der Einsatz verschiedener Techniken zur Lösung unterschiedlicher Teilprobleme unerlässlich. Bei der Anwendung der einzelnen Verfahren zur Lösung von Problemen wurde dabei jedoch oft pragmatisch gehandelt. Eine experimentelle Analyse und Gegenüberstellung der Ergebnisse unterschiedlicher, allerdings auf gleiche Teilprobleme angewandte Verfahren zur Etablierung einer Technik, war aus praktischer Sicht nicht notwendig und unter zeitlichen Gesichtspunkten nicht durchführbar.

Im folgenden wird der praxisnahe Umgang mit dem im Rahmen dieser Arbeit entwickelten wissensverarbeitenden System erläutert.

5.5.1 Symbolische Wissensverarbeitung

Der Einsatz regelbasierter Techniken, so wie sie in der klassischen Expertensystemtechnologie Verwendung finden, wurde bei der Implementierung der problemspezifischen Verfahren weitestgehend favorisiert. Während der Entwurf der diagnostischen Komponenten den Einsatz aller in Kapitel 3 vorgestellten Techniken realisiert, wurde bei der Entwicklung der Planungskomponente zur Generierung von Handlungsempfehlungen ausschließlich mit dieser Methodik gearbeitet. Dadurch konnten die Kausalzusammenhänge bei der Auswahl einzelner *Therapiemaßnahmen* sichergestellt werden.

Die bereits angesprochenen Vorteile der symbolischen Wissensverarbeitung mittels regelverarbeitender Verfahren, nämlich *Modularität*, *Strukturierbarkeit* und *Erweiterbarkeit*, ermöglichten den schrittweisen und strukturierten Aufbau einer umfangreichen Wissens- und Regelbasis. Nur dadurch konnte die Komplexität des zugrundeliegenden präventivmedizinischen Problems adäquat modelliert werden. Weiterhin

⁶⁵ Im Rahmen dieser Arbeit sind natürlich nur Ausschnitte der einzelnen wissenschaftlichen Gebiete skizzierbar.

erleichterte die Erklärungsfähigkeit des entwickelten wissensverarbeitenden Werkzeuges – unter Verwendung von Entscheidungsbäumen – die Validierungs- und Wartungsphase.

Als Beispiel einer symbolischen Wissensverarbeitung in VITAL&aktiv sei das Teilproblem der *Food-Frequency-Analysis* [143] näher erläutert, welches im Rahmen der Ernährungsberatung als Analyse-, Diagnose- und Beratungsinstrument eingesetzt wird. Hierbei handelt es sich um einen klassischen Fall eines diagnostischen medizinischen Prozesses, so wie er in Kapitel 2.4 formalisiert wurde.

5.5.1.1 Problemstellung

Nachfolgend wird ein Ansatz für eine rechnergestützte Ernährungsanalyse im Rahmen des Präventionsprogrammes vorgestellt. Primäres Ziel ist eine quantitative und qualitative Bewertung der Nährstoffversorgung in präventivmedizinisch wichtigen Bereichen, die darüber hinaus Rückschlüsse auf den Ernährungsstatus und die Ernährungsgewohnheiten ermöglichen.

In den Ernährungswissenschaften werden zur Ermittlung von Ernährungsinformationen verschiedene Methoden eingesetzt, die sich grundsätzlich in *prospektive* und *retrospektive* Verfahren einteilen lassen [125]. Während die prospektiven Erhebungsmethoden die Erfassung der aktuellen Ernährungssituation zum Ziel haben, analysieren retrospektive Methoden das Ernährungsverhalten eines festgelegten zurückliegenden Zeitraumes. Erhebungen können die Ernährung kürzerer oder längerer Zeiträume abbilden. Die Auswahl der richtigen Methode hängt dabei von verschiedenen Faktoren ab, wie

- Fragestellung und Zielsetzung der Erhebung
- Zielgruppe: Individuum, Haushalt, Bevölkerungsgruppe, Nationalität,
- Erforderliche Meßgenauigkeit,
- Kosten und andere Ressourcen,
- Zeitraum der Ernährungserhebung,

Die Vor- und Nachteile der einzelnen Methoden hinsichtlich des praktischen Einsatzes sind demnach sorgfältig zu analysieren. Im Rahmen dieser Arbeit kann jedoch auf die Auswahlkriterien der Food-Frequency-Analysis-Methode nicht näher eingegangen werden ([143],[125]). Theoretische wie praktische Gesichtspunkte favori-

sierten dieses retrospektive Instrument zur Erhebung von Informationen über die langfristige Ernährungsweise. Das Analyseverfahren und deren diagnostische Bewertungsmethodik wurden im Sportmedizinischen Institut der Universität Paderborn in mehreren Pilotprojekten auf ihre Gültigkeit und Reproduzierbarkeit hin untersucht und validiert.

Mit Hilfe der Food-Frequency-Analysis-Methode werden die Verzehrshäufigkeiten von Lebensmitteln pro Zeiteinheit erfaßt. Um effektive Verzehrsmengen berechnen zu können, werden die Verzehrshäufigkeiten algorithmisch mit festgelegten Portionsgrößen kombiniert und mit Datenbankwerten verrechnet. Als Grundlage dient dabei ein Fragebogen häufig verzehrter Lebensmittel, der mittels Ankreuztechnik ausgefüllt wird.

VERZEHR		Brot und Backwaren							
	Portion	Nie/weniger als 1 x pro Monat	1-3 x pro Monat	1 x pro Woche	2-4 x pro Woche	5-6 x pro Woche	1 x täglich	2-3 x täglich	4 x täglich und häufiger
Vollkornbrot	Scheibe (50 g)	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Vollkornbrötchen	Stück (45 g)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mischbrot	Scheibe (45 g)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Abb. 38: Auszug aus dem Ernährungsfragebogen von VITAL&aktiv.

Die Nährwertberechnung erfolgt datenbankgestützt für zwanzig aus präventivmedizinischer Sicht wichtige Nährstoffe. Die Bilanzierung und Bewertung der Nährstoffzufuhr setzt Richtwerte für die Zufuhrempfehlungen voraus. Die Empfehlungen der Deutschen Gesellschaft für Ernährung (DGE) für die Nährstoffzufuhr sind zur Deckung des physiologischen Bedarfs an Nährstoffen in der gesunden Bevölkerung konzipiert. Im Programm VITAL&aktiv wurden diese Richterte dem heutigen Wissensstand angepaßt. Die eingebrachten Korrekturfaktoren berücksichtigen den erhöhten Bedarf für einzelne Nährstoffe in Abhängigkeit von Alter, Geschlecht und vor allem von individuellen Situationen, z.B. Nikotin- und Alkoholkonsum, psychischem Stress, intensiver körperlicher Belastung oder Schwangerschaft. Dadurch

wird versucht, neueren Erkenntnissen zur Gesunderhaltung bis hin zur sekundären Prävention chronischer Erkrankungen Rechnung zu tragen.

5.5.1.2 Modellrealisierung

Beim Aufbau und der Implementierung der Wissensbasis für das vorliegende diagnostische Teilproblem aus dem Bereich Ernährung wurde streng nach diesem konzeptionellen Schema vorgegangen⁶⁶. Dabei wurde der Beratungsprozeß in die Arbeitsschritte *Befragung*, *Interpretation*, *Diagnostik* und *Planung* unterteilt.

Befragung

In der Befragung werden die für den diagnostischen Vorgang benötigten fallspezifischen Symptome bzw. Rohdaten erhoben. Die Befragungsstrategie ist dabei durch das Regelsystem mittels Metaregeln⁶⁷ steuerbar.

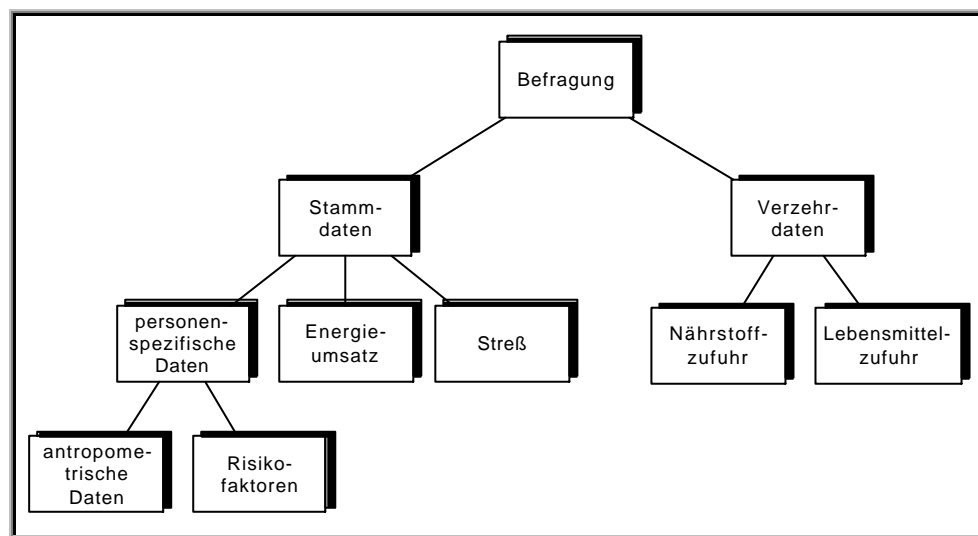


Abb. 39: Struktureller Aufbau des Teilproblems *Befragung* der realisierten Food-Frequency-Analysis

Das vorliegende ernährungswissenschaftliche Beratungsproblem macht allerdings eine Vorverarbeitung der über den Food-Frequency-Fragebogen eingegebenen Daten notwendig. Dabei werden mit Hilfe der Einträge der Tabelle (Häufigkeit und Ver-

⁶⁶ An dieser Stelle sei darauf hingewiesen, daß auch alle anderen Teilprobleme in VITAL&aktiv, welche mittels der symbolischen Wissensverarbeitung bearbeitet werden, dieser formalen Modellierung unterliegen, um eine saubere diagnostische Struktur zu realisieren.

⁶⁷ Metaregeln werden auch als *Wissen über das Wissen* bezeichnet.

zehrmenge) zunächst über entsprechende Datenbankzugriffe⁶⁸ die numerischen Zufuhrwerte der zu betrachtenden essentiellen Nährstoffe ermittelt. Die Ergebnisse dieser Datenbankanalyse dienen dem wissensverarbeitenden System bei der symbolischen Lösung des Teilproblems *Food-Frequency-Analysis* als initiale Befragungsdaten.

Interpretation

In der Phase der Interpretation werden die Befragungsdaten gemäß praxisnaher Erkenntnisse modifiziert und mit ernährungswissenschaftlichen Referenzwerten bilanziert. Durch eine Modifikation der Nährstoffzufuhrwerte können beispielsweise Verluste von Vitaminen und Mineralstoffen bei der Nahrungszubereitung modelliert werden, die im Fragebogen nicht berücksichtigt werden können. In VITAL&aktiv liegen die Werte der DGE zugrunde.

Voraussetzung für die in dieser Phase durchgeführten Ernährungsbilanz (Bilanz auf Nährstoffebene und auf Lebensmittelgruppenebene) sind zwei Referenztabelle: Die individuelle Nährstofftabelle, die für jeden der betrachteten essentiellen Nährstoffe den numerischen Empfehlungswert definiert, und eine weitere Tabelle, welche Auskunft über den Bedarf an bestimmten Lebensmittelgruppen für die entsprechende Person gibt.

Die individuellen Bedarfsempfehlungen für Nährstoffe in VITAL&aktiv unterscheiden sich in einigen Punkten von denen der DGE. Neueste wissenschaftliche Erkenntnisse sprechen dafür, daß eine gute Versorgung mit Folsäure, Vitamin C und E, β -Carotin, Calcium, Magnesium und Zink der Entstehung bestimmter degenerativer Erkrankungen, wie z.B. Krebs und Arteriosklerose, entgegenwirken kann.

Die Werte der individuellen Nährstofftabelle werden im Laufe der Konsultationen des Benutzers mit dem wissensverarbeitenden System ständig neu angepaßt.

Folgende Parameter finden dabei Berücksichtigung: Alter, Geschlecht, Energiehaushalt, Schwangerschaft, Stillen, Rauchen und Streß.

Als Referenzwerte für die individuellen Empfehlungen bzgl. der Verzehrsmenge einzelner Lebensmittelgruppen konnten die Ergebnisse einer Studie von

⁶⁸ Dem Programm liegt eine umfangreiche Lebensmitteldatenbank von ca. 1000 Lebensmitteln zugrunde, die speziell für VITAL&aktiv erstellt wurde.

WESTENHÖFER [138] herangezogen werden. Die von ihm publizierten Werte werden in Abhängigkeit von der über die Nahrung zugeführten Energiemenge ermittelt.

Die individuelle Ernährungsbilanz, die diese Interpretationsphase abschließt, beschränkt sich nun auf folgende einfache Verrechnungen:

- Ermittlung der prozentualen Versorgungszustände mit Nährstoffen
- Ermittlung der prozentualen Anteile an der Energiezufuhr bei Fett, Eiweiß und Kohlenhydraten
- Berechnung der prozentualen Zufuhr von Nährstoffen zur Deckung des ermittelten individuellen Bedarfs

Diagnostik

In der Teilphase *Diagnostik* werden die vorinterpretierten Werte nun zur Klassifikation herangezogen und durch die Zuweisung linguistischer Symbole eindeutig bewertet. Da in der Phase der Interpretation bei der Bilanzierung der Nährstoffzufuhrwerte bereits die ernährungswissenschaftlich relevanten persönlichen Daten Berücksichtigung finden, kann dieser Klassifikationsprozeß sehr einfach konzipiert und implementiert werden. Die prozentualen Zufuhrwerte der einzelnen Nährstoffe werden dabei in Klassen wie *wenig*, *bedenklich*, *gut* und *sehr gut* eingeteilt. Jeder Nährstoff besitzt ein individuelles Klassifikationsmuster. Ein einfaches Beispiel ist der Tab. 5 zu entnehmen.

Tab. 5: Bewertung der Zufuhr an Kalorien (GCAL) durch eine einfache Klassifikation des zugrundeliegenden Bilanzwertes (GCAL_%), in dem die ernährungswissenschaftlich relevanten Informationen berücksichtigt sind.

Zufuhr an Kolorien (GCAL)	=	wenig	⇔	GCAL_% < 75
	=	normal	⇔	75 <= GCAL_% < 100
	=	gut	⇔	100 <= GCAL_% < 125
	=	viel	⇔	125 < GCAL_% < 150
	=	sehr_viel	⇔	150 <= GCAL_%

Analog dazu werden auch die Werte der zugeführten Lebensmittelgruppenmengen mit Hilfe eines einfachen Klassifikationverfahren beurteilt und diagnostiziert.

Planung

Die Bewertung der Diagnosen – unter Berücksichtigung von Rohdaten und Zwischenergebnissen – findet in der Phase der *Planung* statt, in der basierend auf den diagnostischen Zielsetzungen, die im Diagnoseprofil festgelegt sind, Handlungsempfehlungen in Form von mediendidaktisch aufbereiteten Informationseinheiten bereitgestellt werden.

Voraussetzungen für die Planungskomponente ist ein Protokoll-Plan, der mit Hilfe der Skeletting-Planing-Technik [108] konzeptioniert und implementiert werden kann. Dabei wird das Konstruktionswissen hierarchisch in einem nicht-rekursiven Und-Oder-Graphen strukturiert, dessen Expansion mit heuristischen Regeln gesteuert wird.

Der individuell zusammengesetzte Protokoll-Plan wird mittels eines Schablonenverfahrens repräsentiert. Durch die geforderte und zur Verfügung stehende Hypermedia-Technik werden die Gesamtinformationen der Handlungsanweisungen mediendidaktisch so konzipiert, daß die Informationseinheiten strukturiert und übersichtlich weitergegeben werden können⁶⁹. *Seitenorientierte* Darstellungen werden durch Schablonen realisiert, welche aus statischen und dynamischen Elementen bestehen. Durch entsprechende Importroutinen, die beliebig anpaßbar und erweiterbar sind, werden die entsprechenden Seiten vor der Weitergabe an den Benutzer individuell zusammengestellt. Mit Hilfe eines „*Drehbuches*“ können diese Schablonen dokumentiert werden.

5.5.2 Subsymbolische Wissensverarbeitung

Subsymbolische bzw. konnektionistische und somit numerische Verfahren werden in diagnostischen Problemlösungen eingesetzt, um Aufgaben synthetischer Natur zu bearbeiten. Diese lassen sich meist nicht durch kausale Logiken definieren und z.B. mittels symbolischer Repräsentationen formalisieren. Weitere Entscheidungsgründe für diese Technik wurden bereits in Kapitel 3.3 aufgeführt.

Während der Modellierung von Problemstellungen aus der präventivmedizinischen Diagnostik wurde in einigen Fällen erkannt, daß eine strukturierte und analytische Lösung hierfür zu aufwendig ist. Aufgrund des qualitativ komplexen und quantitativ umfangreichen Wissens fließen oft zu viele Parameter in die diagnostischen Überlegungen ein, die dazu noch ungenau sind oder unvollständig zur Verfügung stehen. Eine Entscheidungsfindung kann in diesem Fall meist nur assoziativ durchgeführt werden.

Ziel einer dynamisch intelligenten und situationsgemäßen Gesundheitsberatung ist es, bei Bedarf individuelle Handlungsempfehlungen auszusprechen, auch wenn z.B. nicht alle diese Werte zur Verfügung stehen.

Der Verzicht bzw. Verlust von Kausalität kann bei einer adäquaten subsymbolischen, also numerischen Modellierung im Sinne einer *assoziativen Diagnostik* oftmals in Kauf genommen werden.

5.5.2.1 Problemstellung

Im Rahmen der komplexen präventivmedizinischen Diagnostik liegt die Beratungskompetenz von VITAL&aktiv beispielsweise darin, nach Abarbeitung eines oder mehrerer Checks eine Anzahl von 45 Sportarten individuell so zu bewerten und einzustufen, wie sie für den Gesundheitsinteressierten gemäß seiner Vorgaben (Parameter) geeignet sind. Bei der Modellierung dieser Aufgabenstellung lagen die oben genannten Entscheidungsgründe vor. Ein kausales Modell in Form von Regeln zur diagnostischen Bewertung der einzelnen Sportarten wäre in diesem Ansatz nicht vertretbar gewesen. Auch unter der Voraussicht, daß nicht immer alle Parameter zur Verfügung stehen und dazu noch aufgrund von vielleicht unsicheren Vordiagnosen ungenau sind, wurde hierfür ein assoziativer Ansatz mittels konnektionistischer Methoden gewählt.

5.5.2.2 Modellrealisierung

Die Bewertungseinheiten einzelner Sportarten werden mit Hilfe sogenannter assoziativer Matrizen [91] verwaltet. Diese Tabellen sind aus diagnostischer Sicht beliebig erweiterbar, zum einen durch Hinzufügen neuer Sportarten, zum anderen durch Ein-

⁶⁹ An dieser Stelle kann man von einem *verteilten Informationssystem* sprechen.

beziehung neuer diagnostischer Parameter. Ein Ausschnitt einer solchen Tabelle ist der Abb. 40 zu entnehmen.

	unter	normal	über	fett	sehrfett	gesellig	gesund	action	aesthet	entspannen
	3	3	3	3	3	2	2	2	2	2
Wasserski	0,7	1	1	0,5	0,5	0,4	0,2	0,8	0,8	0,5
Tai Chi/QiGong	0,7	1	0,7	0,7	0,7	0,4	1	0,2	1	0,8
Kegeln	0,5	1	0,5	0,5	0,5	1	0,4	0,4	0,4	0,4
Segeln	0,5	1	0,7	0,3	0,3	0,8	0,4	0,4	0,6	0,6
Tanzen (Standard)	0,5	1	0,7	0,5	0,5	1	0,8	0,2	1	0,6
Mountainbiking	0,5	1	1	1	1	0,4	0,6	1	0,4	
Aerobic	0,5	1	0,5	0	0	0,6	1	0,2	0,8	
Golf	0,5	1	1	1	1	0,8	0,6	0,4	0	
Badminton	0,5	1	0,5	0	0	1	0,6	0,6	0	
Fechten	0,7	1	0,5	0	0	0,8				
Tennis	0,5	1	0,5	0	0	1				
Eislaufen	0,5	1	0,5							
In-Line-Skating	0,5	1								
Volleyball	0,5	1								
Tischtennis	0,5									
Snowboarden										
Squash										

Abb. 40: Auszug der assoziative Matrix für die individuelle Bewertung von verschiedenen Sportarten

In der assoziativen Matrix sind Bewertungen für Sportarten nach dem Prinzip des Ausschlusses eingetragen und präventivmedizinisch begründet. Der Wert 0 für einen vorliegenden Parameter signalisiert *absolut nicht geeignet* bzw. *aus präventivmedizinischer Sicht verboten*, während eine 1 *ohne Bedenken* definiert. Jeder individuelle Parameter, der in diese assoziative Diagnostik einfließt – ausgedrückt durch eine Anzahl von Spalten gemäß seiner Ausprägung –, wird darüber hinaus nach seiner präventivmedizinischen Relevanz im Rahmen dieses Teilproblems gewichtet. So ist beispielsweise ein bestehendes Übergewicht wichtiger für den Ausschluß von Sportarten als ein seelisches Ungleichgewicht.

Die Bewertung einzelner *Symptome* kann im vorliegenden Verfahren auch mit Hilfe der Fuzzy-Logik vorgenommen werden (vgl. hierzu Kapitel 3.4.2).

Die mehrdimensionale Bewertung der individuellen Parameter läßt sich durch entsprechende mathematische Konnektoren erreichen. Für die Darstellung der logischen Verknüpfung UND wurden in Kapitel 4.4.3.1 das harmonische, das geometrische und das arithmetische Mittel erwähnt. Auch der klassische Minimum-Operator wird an dieser Stelle häufig verwendet.

An einen UND-Operator für die Anwendung in der mehrdimensionalen individuellen Bewertung von Sportarten wird folgende Anforderung gestellt: Der Operator muß auf jeden Fall den Wert 0 erzeugen, wenn auch nur ein einziger Wert der Spalte eine 0 besitzt. Das Ausschlußkriterium darf nicht durch andere positive Bewertungen kompensierbar sein.

Von den Durchschnittsoperatoren, die für die Realisierung einer UND-Verknüpfung eingesetzt werden können, fällt der Operator der arithmetischen Mittelung wegen der Verletzung dieser Forderungen aus. Die beiden Operatoren geometrische Mittelung und harmonische Mittelung zeigen die gewünschten Eigenschaften. Im praktischen Einsatz im Rahmen der individuellen Bewertung von Sportarten wird die harmonische Mittelung eingesetzt.

Für jede Sportart wird eine derartige mehrdimensionale Bewertung durchgeführt, wobei nur Parameter in die Berechnung eingehen, die vorhanden sind. Die Ungenauigkeit von Werten drückt sich durch einen Sicherheitsfaktor (*certainty factor*) aus, so wie er für die generelle Verarbeitung von unsicherem Wissen eingeführt wurde (siehe hierzu Kapitel 3.4).

Das Ergebnis dieser mehrdimensionalen Bewertung drückt sich in einem numerischen Wert im Intervall von 0 bis 1 aus. Auch hier bedeutet der Wert 0 für eine Sportart *absolut nicht geeignet* und führt dazu, daß diese Sportart aus Liste gestrichen wird, während eine 1 *ohne Bedenken* definiert. An Hand dieser Gesamtbewertungen ist nun ein Ranking anzugeben, welches darüber Auskunft gibt, welche Sportarten aus präventivmedizinischer Sicht für den Benutzer am besten geeignet sind.

Die Assoziativität dieses Verfahrens läßt keine Introspektion in den diagnostischen Hergang zu. Begründungen für die Präferenzliste können demnach nicht gegeben werden.

5.5.3 Fuzzy-Logik

Teilbereiche des vorliegenden diagnostischen Prozesses aus dem Bereich der Präventivmedizin kann man als klassische Anwendungsfälle für die unscharfe Logik betrachten. Das fachspezifische Wissen zur Erstellung wichtiger Diagnosen baut nämlich auf vielen unscharfen Informationen und vagen quantitativen sowie qualitativen Entscheidungen auf. Dies ist zum einen darauf zurückzuführen, daß der Informationsgehalt scharfer Parameter in der medizinischen Theorie unterschiedlich beurteilt wird, und zum anderen die praktischen Meßgrößen nur eine indirekte Begründung für objektive Sachverhalte darstellen.

Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte System zur hybriden Wissensverarbeitung realisiert die Anwendung von Fuzzy-Logik für verschiedene Einsatzbereiche. Die praxisnahe Umsetzung wird nachfolgend beispielhaft erläutert.

5.5.3.1 Problemstellung

Die unscharfe Logik ermöglicht als Erweiterung der klassischen zweiwertigen Logik die Modellierung von Bewertungsverfahren, die durch numerische Klassifikationsmechanismen nur schlecht realisierbar sind⁷⁰.

Im Rahmen der Ernährungsberatung müssen bei der Lösung von Teilproblemen die Zufuhrwerte⁷¹ von essentiellen Nährstoffen bewertet werden. Die der Bilanzierung zugrundeliegenden Referenzwerte (z.B. Empfehlungen der DGE) gelten zwar als wissenschaftlich gesichert, können allerdings aufgrund der komplexen biochemischen Zusammenhänge im Organismus nur sehr vage definiert werden.

5.5.3.2 Modellrealisierung

Die Zugehörigkeitsfunktionen zur linguistischen Bewertung der Zufuhrwerte von Nährstoffen lassen sich im Anwendungsfall dabei wie in Abb. 41 typisieren. Ein Nährstoff, der durch den Typ 1 repräsentiert wird, repräsentiert die ernährungswissenschaftlichen Empfehlung, daß dieser aus gesundheitlichen Gründen nur in be-

⁷⁰ Die Bewertungskriterien und -verfahren basierend auf der Theorie unscharfer Mengen mittels Zugehörigkeitsfunktionen wurde im Kapitel 3.4.1 erläutert.

⁷¹ Bereits die Zufuhrwerte unterliegen zum Teil gravierender intrapersoneller Schwankungen (z.B. aufgrund von Fehleinschätzungen von Portionsgrößen). Diese Werte gelten daher als unsicher.

grenzten Maßen aufgenommen werden sollte (*„je weniger, desto besser“*). Dagegen wird die Aufnahme von Typ 2 - Nährstoffen vermehrt empfohlen (*„je mehr desto besser“*). Eine Zwischenstellung nimmt der Typ 3 ein (*„nicht zuwenig und nicht zuviel“*).

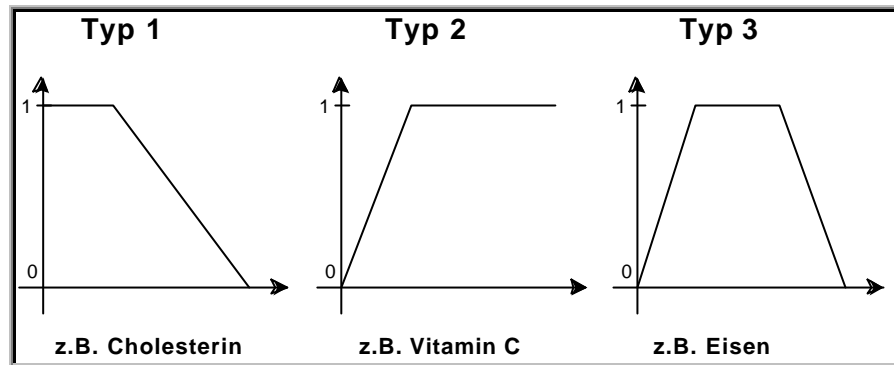


Abb. 41: Einteilung der Zugehörigkeitsfunktionen, so wie sie bei der Bewertung der Nährstoffzufuhrwerte verwendet werden, in drei Typklassen.

Die Parameter zur Definition der Zugehörigkeitswerte werden während des Beratungsprozesses dynamisch gesetzt. Die im Rahmen dieser Arbeit entwickelte und in das hybride System integrierte Inferenzmaschine ist in der Lage, im Aktionsteil einer Regel implementierte Sonderfunktionen zu verarbeiten⁷². Für spezielle Aufgaben im Umgang mit Zugehörigkeitsfunktionen stehen mehrere Routinen zur Verfügung. Die Aufrufparameter dieser Funktionen werden mittels eines implementierten Formelinterpreters⁷³ ausgewertet, und können somit aus komplexen mathematischen Berechnungsverfahren bestehen.

Die Inferenzroutine fuzzyinit:

Linguistischen Variablen und deren Zugehörigkeitsfunktionen werden beim Aufbau einer Wissensbasis Standardwerte zugewiesen. Diese Parameter dienen als Initialisierungswerte im wissensverarbeitenden Prozeß. Um diese Variableneinstellungen zur

⁷² Neben diesen hier dargestellten Inferenz-Routinen können im vorliegenden Modellansatz Aktionen wie STOP oder CANCEL im Aktionsteil einer Regel definiert werden, um den Inferenzprozeß zu steuern.

⁷³ Die grundlegenden Entwurfsentscheidungen bei der Definition von Grammatiken und Implementierung von Parsern zum Aufbau eines Formelinterpreters sind der entsprechenden Compilerbau-Literatur, wie z.B. AHO et al. [1], zu entnehmen. Die Grammatik zur Definition der implementierten Formelsyntax ist dem Anhang zu entnehmen.

Laufzeit des Programmes wiederherzustellen, kann im Aktionsteil einer Regel die Inferenz-Routine `fuzzyinit` verwendet werden.

Der Aufruf `fuzzy_var = fuzzyinit()` setzt die Parameter der Variablen `fuzzy_var` auf seine Standardwerte zurück.

Die Inferenzroutine **fuzzyset**:

Die Parameter zur Definition von Zugehörigkeitsfunktionen von linguistischen Variablen sind meist zu Beginn eines Problemlösungsprozesses nicht vorhanden. Sowohl die Datenerhebung als auch der Inferenzprozeß ermitteln die hierfür notwendigen Werte. Mit Hilfe der Inferenz-Routine `fuzzyset()` können die Parameter zur Definition der repräsentierenden Zugehörigkeitsfunktion zur Laufzeit gesetzt werden.

So definiert ein Aufruf von `fuzzy_var = fuzzyset(m1, m2, a, b)` das Aussehen der Zugehörigkeitsfunktion⁷⁴ `fuzzy_var`.

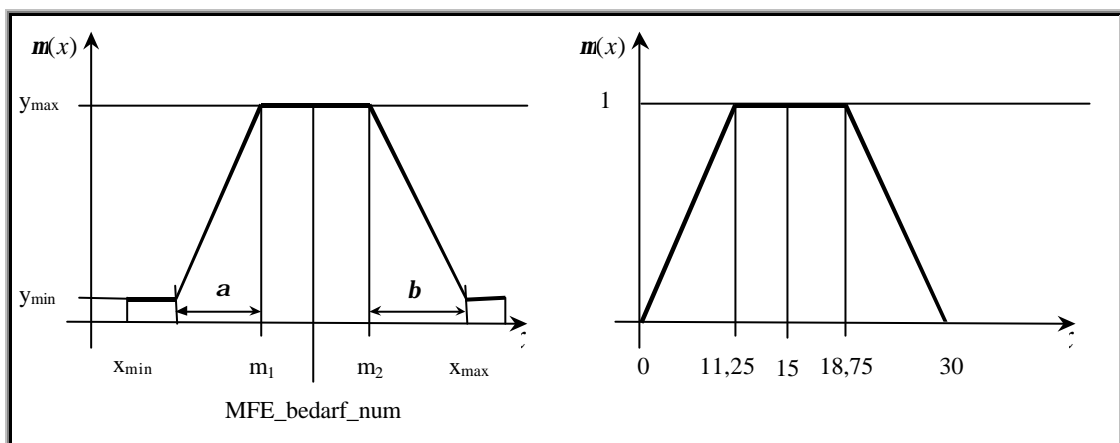


Abb. 42: Inferenz-Routine `fuzzyset` am Beispiel Eisen (MFE)⁷⁵

Für den Typ 2-Nährstoff Eisen gilt exemplarisch:

```
MFE_fuzzy = fuzzyset(
    MFE_bedarf_num*0.75,      → m1
    MFE_bedarf_num*1.25,     → m2
    MFE_bedarf_num*0.75      → α
    MFE_bedarf_num*0.75 )    → β
```

⁷⁴ Zugehörigkeitsfunktionen zu Fuzzy-Sets werden im vorliegenden Modellansatz durch *Trapezfunktionen* repräsentiert und implementiert. Vgl. hierzu Kapitel 4.4.3.

⁷⁵ `MFE_bedarf_num` ist der numerische Bedarf am Nährstoff Eisen. $y_{\min}=0$, $y_{\max}=1$

Die resultierende Zugehörigkeitsfunktion bei einem individuellen Eisenbedarf (MFE_bedarf_num) von 15 sind der Abb. 42 zu entnehmen.

Die Inferenzroutine fuzzymod:

In Kapitel 3.4.1 wurde bereits erläutert, wie Randbedingungen in einem diagnostischen (Teil-)Lösungsprozeß, der mit Hilfe der Fuzzy-Logik realisiert wird, Berücksichtigung finden können. Es wurde darauf hingewiesen, daß die Festlegung der Parameter von unscharfen Mengen ein meist individuelles Bewertungsschema festsetzt und durch statistische Tests objektiviert werden kann. Durch Rechts-/ Linksverschiebungen von Zugehörigkeitsfunktionen lassen sich Veränderungen der linguistischen Bewertung von skalaren Größen durchführen.

Das entwickelte wissensverarbeitende System bietet daher innerhalb der Regelverarbeitung einen Mechanismus an, um die Bewertung auf Grundlage der Zugehörigkeitsfunktionen von linguistischen Variablen online modifizieren zu können.

Durch einen Aufruf der Inferenz-Routine *fuzzymod(mod)* ist eine Rechts-/ Linksverschiebung um den numerischen Faktor *mod* durchführbar.

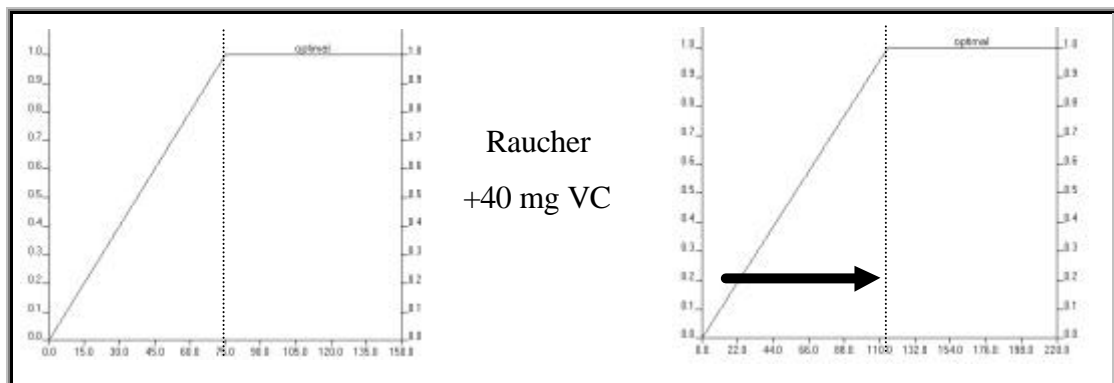


Abb. 43: Veränderung der linguistischen Bewertung durch Rechtsverschiebung des Fuzzy-Sets

So kann beispielsweise die ernährungswissenschaftliche Erkenntnis, daß ein Raucher einen erhöhten Bedarf an Vitamin C (VC) hat, durch eine Rechtsverschiebung der Bewertungsfunktion modelliert werden. Abb. 43 macht diesen Sachverhalt deutlich und läßt sich zur Laufzeit mittels der Inferenz-Routine *fuzzymod()* realisieren.

Die Bewertungen von unsicheren Daten mittels Fuzzy-Methoden können allerdings auch komplexer Art sein. Im vorliegenden praktischen Anwendungsgebiet für das entwickelte hybride System zur Wissensverarbeitung gilt es, Teilprobleme durch

eine Verknüpfung mehrerer linguistischer Bewertungen zu lösen. Das in Kapitel 3.4.2 angesprochene Verfahren zur Ermittlung des Prerow-Wertes ist Teil der Problemlösungsebene.

So werden im Rahmen der Ernährungsberatung nicht nur detaillierte Diagnosen und Handlungsempfehlungen auf Nährstoffbasis gegeben. Im Sinne einer Kurzauswertung werden parallel zu Feindiagnosen auch Grobdiagnosen (z.B. Versorgungszustand mit Vitaminen allgemein) ermittelt.

Diese mehrdimensionale Bewertung eines spezifizierten Versorgungszustandes läßt sich durch entsprechende Konnektoren erreichen. Für die Darstellung der logischen Verknüpfung UND wurden in Kapitel 4.4.3.1 das harmonische, das geometrische und das arithmetische Mittel vorgestellt [89]. Auch der klassische Minimum-Operator wird an dieser Stelle häufig verwendet. Tatsächlich zeigt der Minimum-Operator bei der Anwendung auf Probleme der mehrdimensionalen Bewertung der Nährstoffzufuhr zwei schwerwiegende Nachteile: Zum einen ist er völlig unsensitiv gegen alle nicht an der Operation beteiligten Fuzzy-Sets, d.h. Kompensationseffekte können mit ihm nicht abgebildet werden. Zum anderen ist er im Allgemeinen nicht glatt, was zu numerischen Schwierigkeiten bei der Anwendung von Optimierungsalgorithmen führen kann. Trotz dieser Nachteile für eine Optimierung ist der Minimum-Operator für die Ernährungsanalyse und die Bewertung von großer Bedeutung [145].

Folgende Anforderungen werden an einen UND-Operator für die Anwendung in der Ernährungsberatung gestellt [145]:

- Der Operator muß auf jeden Fall den Zugehörigkeitsgrad 0 erzeugen, wenn auch nur ein einziger Zugehörigkeitsgrad eines einzelnen Nährstoffes den Wert 0 besitzt, denn die Toxizität durch Unter- oder Überversorgung eines Nährstoffes innerhalb einer mehrdimensionalen Bewertung wird kaum durch die anderen Zugehörigkeitsgrade kompensiert werden können.
- Für den Fall gleicher oder sehr dicht beieinanderliegender Ergebnisse des Minimum-Operators wird verlangt, daß die durchschnittliche Güte der übrigen, nicht am Minimum beteiligten Nährstoffe den Ausschlag gibt.

Von den Durchschnittsoperatoren, die für Realisierung einer UND-Verknüpfung eingesetzt werden können, fällt der Operator der arithmetischen Mittelung wegen

Verletzung gleich zweier Forderungen aus. Die beiden Operatoren geometrische Mittelung und harmonische Mittelung zeigen die gewünschten Eigenschaften. Im praktischen Einsatz im Rahmen der Ernährungsberatung und -optimierung wird die harmonische Mittelung eingesetzt.

Die implementierten Datenstrukturen und Algorithmen erlauben in diesem Zusammenhang eine individuelle Gewichtung der einzelnen Zugehörigkeitsgrade. Dadurch lassen sich im Rahmen der Aggregation mehrerer Fuzzy-Sets Bewertungsschwerpunkte setzen. Bei der Gesamtbewertung der Zufuhr an Spurenelementen wurde beispielsweise folgende Gewichtung gewählt: Eisen (1), Zink (2), Selen (1) und Jod (2). Diese Einteilung weist den beiden Spurenelementen Zink und Jod eine höhere Wertigkeit zu als Eisen und Selen.

Diese Gewichtungsfaktoren können auch interpersonell variiert werden. So können in der Ernährungsberatung individuelle Einflußfaktoren wie Aversionen, Unverträglichkeit gegenüber Nährstoffen oder Präferenzen abgefangen und adäquat modelliert werden.

5.6 Diagnostik und Multimedia

Hinsichtlich einer praxisnahen Realisierung war es Ziel dieser Arbeit, die entwickelten Komponenten des wissensverarbeitenden Systems in eine anwendungsorientierte Umgebung einzubetten.

Der aktuelle Trend heißt Multimedia. Dabei handelt sich jedoch nicht nur um ein Schlagwort, mit dem Hard- und Softwarehersteller ihre Produktpalette erweitern und neue Absatzmärkte akquirieren, Multimedia ist mehr. Die Vielfalt an Definitionen, die aus allen möglichen wissenschaftlichen wie industriellen Bereichen stammen, verwirrt allerdings zunächst.

Der Begriff *Multimedia* tauchte bereits in den 60er und 70er Jahren in der Pädagogik auf. Darunter verstand man neue Medien zur Unterstützung der Lernprozesse im Klassenunterricht [40].

Allgemein versteht man unter diesem Begriff die *Integration* von Text, Grafik, Ton, Animation und Video zur Informationsvermittlung. In diesem Zusammenhang

kommt dem Begriff *Interaktion*⁷⁶ eine große Bedeutung zu. Der Anwender steht im Mittelpunkt des Geschehens, da er durch gezielte Eingriffe den Ablauf und die Art der Informationsvermittlung beeinflussen kann. Interaktive Systeme bilden daher die intelligenteste Art der Informationsvermittlung, da der Einsatz als methodisches Lernsystem erst durch Interaktion ermöglicht wird [40].

Bei der Einbettung des vorgestellten Systems zur hybriden Wissensverarbeitung in eine anwendungsorientierte und multimediale Umgebung lag der Schwerpunkt der methodisch-didaktischen Überlegungen auf dem Begriff *Interaktion*. VITAL&aktiv sieht als diagnostisches Instrument seine Stärke vor allem in diesem Aspekt. Der Einsatz *multi-medialer* Effekte zur Erleichterung des Informationstransfers sollte die wissenschaftliche Qualität des Inhaltes nicht überdecken. Dennoch wurde die Auswahl der Medien zur Darstellung von Beratungsergebnissen und Handlungsempfehlungen zielgerichtet und unter mediendidaktischen Gesichtspunkten getroffen.

VITAL&aktiv wurde konzipiert, um neue Wege zur Eigenverantwortung im Umgang mit dem Thema Gesundheit aufzuzeigen. Das Programm läßt unter interaktiven Gesichtspunkten dem Anwender viele Freiheiten, sich selbstverantwortlich im Bezug auf seine Ernährung und Bewegung zu organisieren. Er wird dazu angeregt, Eigenkompetenzen zu entwickeln.

Realisiert wurden diese methodisch-didaktischen Überlegungen durch eine klare Trennung zwischen den wissens- bzw. datenverarbeitenden Basiskomponenten und der Interaktionsebene, so wie es Abb. 44 zu entnehmen ist. Im Sinne eines modularen Entwurfes mit klar definierten Schnittstellen ist somit eine Anpassung und Erweiterung des Systems sowohl aus Benutzersicht wie auch aus inhaltlicher Sicht gewährleistet. Neue Benutzeroberflächen – z.B. für unterschiedliche Zielgruppen – sind ebenso leicht zu realisieren wie diagnostische Änderungen, wie z.B. die Aufnahme weiterer präventivmedizinischer Symptome in das diagnostische Modell.

⁷⁶ Der Begriff *Interaktion* bedeutet im Computerbereich, daß der Ablauf eines Programmes abhängig von der Eingabe des Anwenders ist. Der Anwender kann also aktiv den Programmablauf steuern.

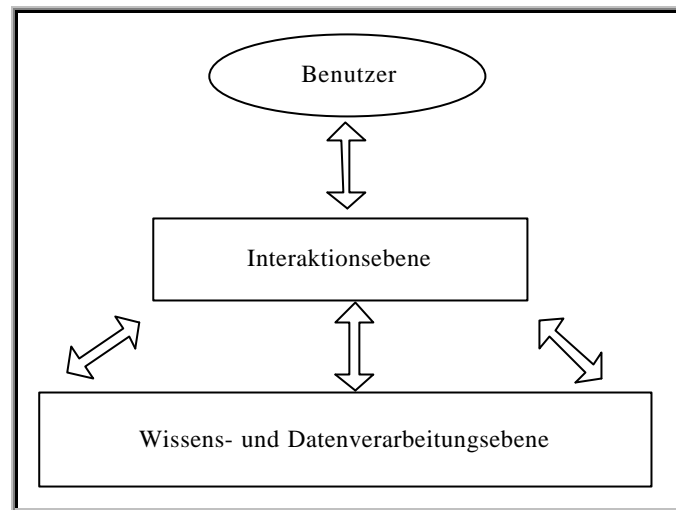


Abb. 44: VITAL&aktiv realisiert eine klare Trennung zwischen der Wissens- bzw. Datenverarbeitung und der Benutzeroberfläche im Sinne eines modularen Entwurfes.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Komplexe Aufgaben- und Problemstellungen präventivmedizinischer Art beschäftigen die Praxis sportmedizinischer, wissenschaftlicher Einrichtungen. Langjährige Erfahrungen zeigen, daß die Betrachtung gesundheitsrelevanter Fragestellungen unter einem ganzheitlichen Ansatz einer hochgradig interdisziplinären Ausrichtung bedarf. In dieser Konstellation ist die Informatik mit ihren Theorien und praktischen Implementierungsmöglichkeiten in der Lage, einen wesentlichen Beitrag zur Modellierung von Beratungskompetenzen zu leisten, um diese z.B. durch Computerprogramme der Allgemeinheit leicht und vor allem individuell zugänglich zu machen.

Die Methoden und Techniken des Wissenschaftsbereiches der Künstlichen Intelligenz (KI) – insbesondere die der Expertensysteme – liefern in diesem Zusammenhang eine Vielzahl von Ansätzen im Umgang mit komplexen und wissensintensiven Prozessen. Sowohl aus Sicht der kognitiven Psychologie als auch der KI fordert eine adäquate Verarbeitung komplexer Handlungsmuster und hochgradig vernetzten Wissens eine kooperative Kopplung verschiedenartiger Lösungsansätze.

Die beteiligten Einzeldisziplinen im Bereich der KI haben sich in der Praxis bereits weitreichend bewährt, erschließen jedoch bei isolierter Betrachtung unterschiedliche Anwendungsgebiete. Der vorliegende hybride Systementwurf erlaubt, Teilprobleme diagnostischer Aufgaben mit unterschiedlichen Verfahren, die kognitiv adäquat sind, zu lösen. Zum einen mit symbolischen Techniken, wenn kausales Wissen bekannt, formalisierbar und somit aus denkpsychologischer Sicht analytischer Art ist. Zum anderen mit Hilfe von konnektionistischen Methoden, wenn assoziative Handlungen bzw. synthetische Operationen abgebildet werden sollen. Unscharfes und unsicheres Wissen hingegen läßt sich mit Hilfe der Fuzzy-Logik im Rahmen des Gesamtsystems modellieren.

Der gewählte integrative Ansatz ist sowohl um *intelligente* (unkonventionelle) sowie um konventionelle Techniken erweiterbar, wie z.B. Fallvergleich, genetische Algorithmen bzw. Evolutionsstrategien oder Simulationen. Auch diese Verfahren sind in diagnostischen Problemlösungen einsetzbar und kognitiv begründbar.

Zielsetzung der informations- und systemtechnischen Überlegungen in dieser Arbeit war ein *anwendungsunabhängiger* Ansatz. Durch klar strukturierte Modellierungs-, Formalisierungs- und Implementierungsverfahren wurde auf der Basis der Hybridisierung unkonventioneller (*intelligenter*) Techniken ein Software-Werkzeug konzipiert und in eine praxisnahe Anwendung integriert. Es ist in der Lage, komplexe und wissensintensive Problemstellungen aus verschiedenen Anwendungsbereichen zu bearbeiten.

Die zugrundeliegende präventivmedizinische Problemstellung stellte zum Teil große Anforderungen an die Akquisition, die Modellierung, die Verarbeitung und das Management des hochgradig interdisziplinären Wissens. Die Vernetzung dieses qualitativ komplexen und quantitativ umfangreichen Wissens läßt nur schwerlich eine Erfassung in seiner Gesamtheit zu. Einem solch visionären Anspruch kann diese Arbeit nicht gerecht werden.

Allerdings zeigt sich, daß die vorliegende Grundlagenarbeit einen wesentlichen Beitrag dafür leisten kann, das Thema Gesundheitsberatung im interdisziplinären Kontext einzuordnen und dort weiter zu bearbeiten. Die Modelle und Implementierungen werden Gegenstand zukünftiger Arbeiten in wissensintensiven Bereichen sein.

Der modulare Systementwurf – vor allem die Trennung zwischen den implementierten Techniken und der Interaktionsebene (Benutzeroberfläche) – erlaubt einen flexiblen Einsatz in bereits laufenden und in zukünftigen Projekten, die nicht unbedingt präventivmedizinischer Art sein müssen. Softwareentwicklungen in *neuen Medien* profitieren von diesem intelligenten Hybridansatz. Eine Internetversion von VITAL&aktiv befindet sich beispielsweise derzeit in Fertigstellung. In weitere Konzepte bzw. Projekte aus dem Bereich der Präventivmedizin werden nicht nur die Erfahrungen, sondern auch die Implementierungen dieser Arbeit eingehen.

Aus Sicht von VITAL&aktiv sind Erweiterungen konzipiert, die eine problemspezifischere Einbindung von Krankheitsbildern wie Diabetes mellitus, Herz-Kreislauf-Erkrankungen oder Fettstoffwechselstörungen vorsehen. Auch Zielgruppen wie *Vegetarier* oder *Hochleistungssportler* sollten einer gezielteren Gesundheitsberatung auf der Basis einer Ernährungs- und Bewegungsoptimierung unterzogen werden, z.B. durch die Einbindung von Substitutionsmaßnahmen.

Diese Beispiele für *Spezialprogramme* von VITAL&aktiv verfolgen den Ansatz, das bereits akquirierte und modellierte *Basiswissen* zur Gesundheitsberatung wiederzuverwenden und die diagnostische Leistung des Systems im Differenzierungsgrad zu verbessern.

Durch die Verwendung angepaßter Benutzeroberflächen ist die Anwendung auch anderen Nutzergruppen, wie z.B. dem Arzt, zugänglich. Infoterminals mit gesundheitsorientierter Software auf der Basis der in dieser Arbeit entwickelten Ergebnisse stehen derzeit in verschiedenen Variationen in der Entwicklung.

7 Literaturverzeichnis

- [1] AHO, A.V., SETHI, R., ULLMANN, J.D.: *Compilerbau*. Addison-Wesley, Bonn, 1988
- [2] AIKIN, J.: *Prototypical Knowledge for Expert Systems*. Artificial Intelligence 20 (1983), S. 163-210.
- [3] AJJANAGADDA, V., SHASTRI, L.: *Rules and Variables in Neural Networks*. Neural Computation, 3(1), 121-34, 1991
- [4] ANGELE, J., FENSEL, D., LANDES, D., NEUBERT, S., STUDER, R.: *Model-based and Incremental Knowledge Engineering: The MIKE-Approach*. Proc. of the IFIP TC12 Workshop on Artificial Intelligence from the Information Processing Perspective - AIFIPP '92, Madrid. Elsevier Science Publisher B.V., Amsterdam, 1993
- [5] ANGELE, J., FENSEL, D., STUDER, R.: *A Model of Expertise in KARL*. Proc. of the 2nd World Congr. on Expert Systems, Lisbon/Estoril, 1994
- [6] ANGELE, J., FENSEL, D., STUDER, R.: *Vorgehensmodelle für die Entwicklung wissensbasierter Systeme*. In: KNEUPER R., MÜLLER-LUSCHNAT, G., OBERWEIS, A. (Hrsg.): *Vorgehensmodelle für die betriebliche Anwendungsentwicklung*. B.G. Teubner, Stuttgart/Leipzig, 1998, S. 168-188
- [7] ANGELE, J., STUDER, R.: *G-KARL, A Graphical, Formal and Executable Specification Language*. Proc. der 4. Deutschen Tagung „Wissensbasierte Systeme“, XPS'97, Bad Honnef, 1997
- [8] ARETOULAKI, M., TSUJII, J.: *A Symbolic-Connectionist Hybrid Abstract Generation System*. Proc. of the 11th European Conf. on Artificial Intelligence, Combining Symbolic and Connectionist Processing - ECAI'94, Amsterdam, Netherlands, 1994
- [9] AUSWERTUNGS- UND INFORMATIONSDIENST FÜR ERNÄHRUNG, LANDWIRTSCHAFT UND FORSTEN (aid) e.V.: *Nährstoffberechnung per PC: Computerprogramme und ihre Funktionen - ein Überblick*. aid Special 9, 3334/1995, Neuss, 1995
- [10] BARKER, R., MEEHAN, A., TRANTER I.: *Towards a Knowledge-Level Model for Concurrent Design*. In: *Methodology and Tools in Knowledge-Based Systems*, 11th Int. Conf. on Industrial and Engineering Application of AI and Expert Systems, EA-98-AIE, Castellón, 1998
- [11] BARR, A., FEIGENBAUM, E.A.: *The Handbook of Artificial Intelligence*. Band 1, Morgan Kaufmann, Mass., 1981
- [12] BARRETT, E. (HRSG.): *Text, ConText, and HyperText: Writing with and for the Computer*. MIT Press, 1988

- [13] BENSE, H./BODROW, W.: *Objektorientierte und regelbasierte Wissensverarbeitung*. Spektrum, Akad. Verl., Heidelberg, 1995
- [14] BRAUSE, R.: *Neuronale Netze*. Teubner, Stuttgart, 1991
- [15] BREUKER, J., BOER, A.: *So You Want to Validate Your Problem Solving Methods*. Proc. of the 11th Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management - KAW'98, Alberta, Canada, 1998
- [16] BRUNAK, S., LAUTRUP, B.: *Neural Networks, Computers with Intuition*. World Scientific, Kopenhagen, 1990
- [17] BRUNNER, J.: *Interaktive Fuzzy Optimierung*. Physica-Verl., Heidelberg, 1994
- [18] BUCHANAN, B., SHORTLIFFE, E.: *Rule-Based Expert Systems - The MYCIN Experiments*. Mass., Addison Wesley, 1985
- [19] CAIRÓ, O.: *The KAMET Methodology: Content, Usage and Knowledge Modeling*. Proc. of the 11th Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management - KAW'98, Alberta, Canada, 1998
- [20] CARLING, A.: *Introducing Neural Networks*. Sigma Press, Wilmslow, 1992
- [21] CHACHOUA, M., PACHOLCZYK, D.: *Qualitative Reasoning Under Uncertain Knowledge*. In: Methodology and Tools in Knowledge-Based Systems, 11th Int. Conf. on Industrial and Engineering Application of AI and Expert Systems, EA-98-AIE, Castellón, 1998
- [22] CHANDRASEKARAN, B., JOHNSON, T.R.: *Generic Tasks and Task Structures: History, Critique and New Directions*. In: Second Generation Expert Systems, Springer, Berlin, 1993
- [23] CLANCEY, W.: *Heuristic Classification*. AI Journal 27, 1985
- [24] COOPER, R., FRANKS, B.: *How Hybrid Should a Hybrid Model Be?* Proc. of the 11th European Conf. on Artificial Intelligence, Combining Symbolic and Connectionist Processing - ECAI'94, Amsterdam, Netherlands, 1994
- [25] CREVIER, D.: *AI: The Tumultuous History of The Search For Artificial Intelligence*. Basic Books, New York, 1993
- [26] DAGLI, C. H. (Hrsg.): *Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing*. Chapman & Hall, London, 1994
- [27] DAVID, J., KRIVINE, J., SIMMONS, R.: *Second Generation Expert Systems: A Step in Knowledge Engineering*. In: Second Generation Expert Systems, Springer, Berlin, 1993
- [28] DE HOOG, R., MARTIL, R., WIELINGA, B., TAYLOR, R., BRIGHT, C., VAN DE VELDE, W.: *The Common KADS Model Set*. Lloyd's Register, Brüssel, 1994
- [29] DELGADO, M., GÓMEZ-SKARMETA, A.F.: *Fuzzy Hybrid Techniques in Modeling*. In: Methodology and Tools in Knowledge-Based Systems, 11th International Conf. on Industrial and Engineering Application of AI and Expert Systems, EA-98-AIE, Castellón, 1998
- [30] DEUTSCHE GESELLSCHAFT FÜR ERNÄHRUNG (Hrsg.): *Empfehlungen für die Nährstoffzufuhr*. 5. Überarbeitung, Umschau Verlag, Frankfurt, 1991

- [31] DI PRIMIO, F.: *Hybride Wissensverarbeitung am Beispiel von BABYLON*. Wiesbaden, Dt. Univ.-Verl., 1993
- [32] DINSMORE, J. (Hrsg.): *The Symbolic and Connectionist Paradigms: Closing the Gap*. Lawrence Erlbaum, 1992
- [33] DORFFNER, G.: *Konnektionismus*. Teubner, Stuttgart, 1991
- [34] DÖRNER, D.: *Problemlösen als Informationsverarbeitung*. 2. Aufl., Kohlhammer, Stuttgart, 1979
- [35] DREYFUS, H., DREYFUS, S.: *Making a Mind Versus Modeling the Brain: Artificial Intelligence at a Branchpoint*. Daedalus, Winter, 1988
- [36] DUBOIS, D., PRADE, H.: *Fuzzy Sets and Systems - Theory and Applications*. Acad. Press, New York, 1980
- [37] FENSEL, D., MOTTA, E.: *Structured Development of Problem Solving Methods*. Proc. of the 11th Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management - KAW'98, Alberta, Canada, 1998
- [38] FENSEL, D., v. HARMELEN, F.: *A Comparison of Languages which Operationalize and Formalise KADS Models of Expertise*. The Knowledge Engineering Review, Vol. 9 (1994), S. 105-146
- [39] FLOREZ-MÉNDEZ, R., VAN LEEUWEN, P., LUKOSE, D.: *Modeling Expertise Using KADS and MODEL-ECS*. Proc. of the 11th Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management - KAW'98, Alberta, Canada, 1998
- [40] FRATER, H., PAULIBEN, D.: *Das große Buch zu Multimedia*. Data Becker, Düsseldorf, 1994
- [41] GALLANT, S. I.: *Connectionist Expert Systems*. Communications of the ACM, 31(2), 1989
- [42] GALLANT, S. I.: *Neural Network Learning and Expert Systems*. MIT. Press, Massachusetts, 1993
- [43] GENESERETH, M., NILSON, N.: *Logische Grundlagen der Künstlichen Intelligenz*. Vieweg, Braunschweig, 1989
- [44] GOONATILAKE, S., KHEBBAL, S. (Hrsg.): *Intelligent Hybrid Systems*. Chichester, Wiley, 1995
- [45] GRAUL, A.: *Fuzzy-Logik*. Wissenschaftsverlag, Mannheim 1995
- [46] GRUBER, T.: *A Translation Approach to Portable Ontology Specifications*. Knowledge Acquisition, 5:199-220, 1993
- [47] GUTKNECHT, M.: *The Postmodern Mind: Hybrid Models of Cognition*. Connection science, 4(3 & 4), 1992
- [48] HAHN, A., PFEIFFENBERGER, P., WIRSAM, B., LEITZMANN, C.: *Bewertung und Optimierung der Nährstoffzufuhr mit Hilfe der Fuzzy-Logik*. Ernährungsumschau 42 Heft 10, S. 367 ff, 1995
- [49] HAWTHORNE, J.: *On The Compatibility of Connectionist and Classical Models*. Philosophical Psychology, 2(1), 1989
- [50] HAYES-ROTH, F.: *Building Expert Systems*. Addison-Wesley, Mass., 1983

- [51] HEISTERMANN, J.: *Genetische Algorithmen*. Teubner, Stuttgart, 1994
- [52] HELBIG, H.: *Künstliche Intelligenz und automatische Wissensverarbeitung*. Verlag Technik, Berlin, 1991
- [53] HERRMANN, J.: *Maschinelles Lernen und Wissensbasierte Systeme*. Springer, Berlin, 1997
- [54] HESEKER, H., ADOLF, T., EBERHARDT, W., HARTMANN, S., KÜBLER, W., SCHNEIDER, R.: *Die Lebensmittel- und Nährstoffaufnahme in der Bundesrepublik Deutschland*. Ergebnisse der VERA-Studie. Ernährung/Nutrition 18: 158-161, 1994.
- [55] HILARIO, M., LALLEMENT, Y., ALEXANDRE, F.: *Neurosymbolic Integration: Unified versus Hybrid Approaches*. In: European Symposium of Artificial Neural Networks (ESANN-95), Brüssel, 1995
- [56] HILARIO, M., PELLEGRINI, C., ALEXANDRE, F.: *Modular Integration of Connectionist and Symbolic Processing in Knowledge-based Systems*. Proc. International Symposium on Integrating Knowledge and Neural Heuristics I-SIKNH'94 (S. 123-132). Pensacola, Florida, 1994.
- [57] HILARIO, M.: *An Overview of Strategies for Neurosymbolic Integration*, Chapter 2 of R. SUN and F. ALEXANDRE, *Connectionist-Symbolic Integration: From Unified to Hybrid Approaches*. Lawrence Erlbaum, Hillsdale, 1997
- [58] HINTON, E. G., ANDERSON, J. A.: *Parallel Models of Associative Memory*. Lawrence Erlbaum, Hillsdale, 1989
- [59] HOFFMANN, N.: *Neuronale Netze, Grundlagen, Modelle, Programme*. Vieweg, Braunschweig, 1993
- [60] HOLLMANN, W.: *Training, Grundlagen und Anpassungsprozesse*. Schorn-dorf, Köln, 1990
- [61] HONAVAR, V., UHR, L.: *Artificial Intelligence and Neural Networks: Steps Toward Principled Integration*, New York, Academic Press, 1994
- [62] HONAVAR, V.: *Symbolic Artificial Intelligence and Numeric Artificial Neural Networks: Toward a Resolution of the Dichotomy*. Invited chapter. In: SUN, R. AND BOOKMAN, L. (Hrsg.): *Computational Architectures Integrating Symbolic and Neural Processes*. S.351-388. Kluwer, New York, 1994.
- [63] HRUSKA, S.I., KUNCICKY, D.C., LACHER, R.C.: *Hybrid Learning in Expert Networks*, Proc. of the International Conference on Neuronal Networks - Vol. II, IEEE, New York, S. 117-20, 1994
- [64] HUDSON, D.L., COHEN, M.E., BANDA, P.W., BLOIS, M.S.: *Medical Diagnosis and Treatment Plans Derived from a Hybrid Expert System*. In: KANDAHL, A. (Hrsg.): *Hybrid Architectures for Intelligent Systems*, CRC-Press, Florida, 1992
- [65] HUSSY, W.: *Denkpsychologie*. Band 1, Kohlhammer, Stuttgart, 1984
- [66] JACKSON, P.: *Experten Systeme*. Addison-Wesley, Bonn, 1987

- [67] KAHRAMAN, C., TOLGA, E.: *Fuzzy Decision Making Under Uncertainty*. In: Methodology and Tools in Knowledge-Based Systems, 11th International Conf. on Industrial and Engineering Application of AI and Expert Systems, EA-98-AIE, Castellón, 1998
- [68] KANDEL, A., LANGHOLZ, G.: *Hybrid Architectures for Intelligent Systems*. CRC-Press, Florida, 1992
- [69] KAUSEN, L.: *Numerische Mathematik mit Turbo Pascal*. Heidelberg, 1989
- [70] KEUL, J., REINDELL, H.: *Der sporttreibende Bürger - Gefährdung oder Gesundheit*. Perimed-Fachbuch-Verl.-Ges., Erlangen, 1983
- [71] KIEFER, M., LAUSEN, G., WU, J.: *Logical Foundations of Object-Orientated Frame-Based Languages*. In: Technical Report 90/14 (2nd revision), Department of Computer Science, Suny at Stony Brook, New York, 1990
- [72] KIRCHNER, B.: *Wohlbefinden durch Sport und Ernährung - Eine Evaluationsstudie des Computerprogramms VITAL&aktiv* -. Zulassungsarbeit zum Staatsexamen, Institut für Sport und Sportwissenschaft, Heidelberg, 1998
- [73] KLIX, F., SPANDA, H.: *Einführung*. In: Enzyklopädie der Psychologie : Themenbereich C, Theorie und Forschung, Serie 2, Kognition ; Bd. 6, Hogrefe, Verl. für Psychologie, Göttingen, 1998
- [74] KNAUS, R.: *Representing Expert Knowledge in Neural Networks*. In: KANDAH, A. (Hrsg.), *Hybrid Architectures for Intelligent Systems*, CRC-Press, Florida, 1992
- [75] KOWALCZYK, R.: *On Linguistic Approximation with Genetic Programming*. In: Methodology and Tools in Knowledge-Based Systems, 11th International Conference on Industrial and Engineering Application of AI and Expert Systems, EA-98-AIE, Castellón, 1998
- [76] KREMER, R.: *Visual Languages for Knowledge Representation*. Proc. of the 11th Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management - KAW'98, Alberta, Canada, 1998
- [77] LALLEMENT, Y., ALEXANDRE, F.: *Cognitive Aspects of Neurosymbolic Integration*, Proc. Workshop IJCAI on Connectionist Symbolic Integration: Aus: Unified to Hybrid Approaches, R. SUN, F. ALEXANDRE (Hrsg.), Montréal, (Canada), 1995
- [78] LALLEMENT, Y., HILARIO, M., ALEXANDRE, F.: *Neurosymbolic Integration: Cognitive Grounds and Computational Strategies*. In: Second World Conference on Fundamentals of Artificial Intelligence (WOCFAI-95), Paris, 1995.
- [79] LALLEMENT, Y.: *Intégration Neuro-symbolique et Intelligence Artificielle, Applications et Implementation Parallèle*. Diss., Université Henri Poincaré Nancy, 1996.
- [80] LANGER, K.: *Flexible Hypermedia-Systeme in der computerunterstützten Aus- und Weiterbildung*. Diss., Wiesbaden, 1995
- [81] LÉA SOMBÉ: *Schließen bei unsicherem Wissen in der Künstlichen Intelligenz: Vergleich von Formalismen eines Beispiels*. Vieweg, Braunschweig, 1992

- [82] LEHMANN, M., MEIER, N., HORST, S.: *Ernährungsanalyse mit Methoden der Fuzzy Logik*. Berichte der GIL, Bd. 3, München, 1993
- [83] LEITZMANN, C.: UGB-Forum (Fachzeitschrift des Verbands für Unabhängige Gesundheitsberatung), Gießen 1/1997
- [84] LIESEN, H., KOLLER, A., SCHMID, A., VÖLKER, K., VÖLKER, G., LAGERSTRÖM, D., TRUNZ, E.: *Computerunterstützte Gesundheitsberatung für Ernährung und Bewegung*. Dtsch. Z. Sportmed. 48: 442-447, 1997.
- [85] LUKOSE, D.: *Knowledge Management Using MODEL-ECS*. Proc. of AAAI Spring Symposium on Artificial Intelligence in Knowledge Management, 1997
- [86] MADEY, G.R., WEINROTH, J., SHAH, V.: *Hybrid Intelligent Systems*. In: DAGLI, C. H. (Hrsg.): *Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing*, Chapman & Hall, London, 1994
- [87] MAINZER, K.: *Gehirn, Computer, Komplexität*. Springer, Berlin, 1997
- [88] MARR, D.: *Vision*. Freeman, San Francisco, 1982
- [89] MAYER, A., MECHLER, B., SCHLINDWEIN, A., WOLKE, R.: *Fuzzy Logik, Einführung und Leitfaden zur praktischen Anwendung*. Addison-Wesley, Bonn, 1993
- [90] MCCLELLAND, J.L., RUMMELHART, D.E.: *Parallel Distributed Processing, Explorations in the Microstructure of Cognition*. Vol 1: Foundations, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1987
- [91] MCCLELLAND, J.L., RUMMELHART, D.E.: *Parallel Distributed Processing, Explorations in the Microstructure of Cognition*. Vol 2: Psychological and Biological Models, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1987
- [92] MCMILLAN, C., MOZER, M., SMOLENSKY, P.: *Learning explicit rules in a neural network*. Proc. of the International Conference on Neural Networks - Vol. 2, IEEE, New York, 1994
- [93] MEDSKER, L., LIEBOWITZ, J.: *Design And Developement of Expert Systems And Neural Networks*. Macmillan, New York, 1994
- [94] MEDSKER, L. R., BAILEY, D. L.: *Models and Guidelines for Integrating Expert Systems and Neural Networks*. In: KANDAHL, A. (Hrsg.), *Hybrid Architectures for Intelligent Systems*, CRC-Press, Florida, 1992
- [95] MEDSKER, L. R.: *Hybrid intelligent systems*. Kluwer Academic; Boston, Mass., 1995
- [96] MEDSKER, L. R.: *Hybrid Neural Network and Expert Systems*. Kluwer Academic, Boston, Mass., 1994
- [97] MELLEROWICZ, H.: *Gesundheit und Leistung*. Springer, Berlin 1985
- [98] MENKE, N.: *Modellgestützte Leistungsdiagnostik mit wissensbasierten Systemen*. Diss., Universität Paderborn; 1995
- [99] MENZIES, T.: *Evaluation Issues for Problem Solving Methods*. Proc. of the 11th Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management - KAW'98, Alberta, Canada, 1998

- [100] MINSKY, M.: *A Framework for Representing Knowledge*. In: WINSTON, P. (Hrsg.): *The Psychology of Computer Vision*. McGraw-Hill, 1975
- [101] MONTANA, D., DAVIS, L.: *Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms*. Proc. of 11th International Joint Conf. on Artificial Intelligence, 1989, S. 762 ff
- [102] NEWELL, A., SIMON, H. A.: *Computer Science as Empirical Inquiry: Symbols and Search*. In: HAUGELAND, J. (Hrsg.): *Mind Design*. MIT Press, Cambridge, Mass., 1981
- [103] NEWELL, A.: *The Knowledge Level*. Artificial Intelligence, 18:87-127, 1982
- [104] NOVAK, V.: *Fuzzy Sets and their Application*. Hilger, Bristol, 1986
- [105] ORSIER, B., AMY, B., RIALLE, V., GIACOMETTI, A.: *A Study of the Hybrid System SYNHESYS*. Proc. of the 11th European Conf. on Artificial Intelligence, Combining Symbolic and Connectionist Processing - ECAI'94, Amsterdam, Netherlands, 1994
- [106] PEDRYCZ, W.: *Fuzzy Control and Fuzzy Systems*. Research Studies Press Ltd, Taunton, England, 1989
- [107] POPOVIC, D., BHATKAR, V.: *Methods and Rools for Applied Artificial Intelligence*. New York, 1994
- [108] POSEY, CH., KANDEL, A.: *Fuzzy Hybrid Systems*. In: KANDEL, A. (Hrsg.): *Hybrid Architectures for Intelligent Systems*. CRC-Press, Florida, 1992
- [109] PUPPE, F., GAPPA, U., POECK, K., BAMBERGER, S.: *Wissensbasierte Diagnose- und Informationssysteme*. Springer, Heidelberg, 1996
- [110] PUPPE, F.: *Einführung in Expertensysteme*. Springer, Heidelberg, 1991
- [111] PUPPE, F.: *Problemlösungsmethoden in Expertensytemen*. Springer, Heidelberg, 1990
- [112] RAASCH, J.: *Systementwicklung mit strukturierten Methoden*. Hanser, München, 1992
- [113] REIMANN, R.: *Novizen- und Expertenwissen*. In: *Enzyklopädie der Psychologie : Themenbereich C, Theorie und Forschung, Serie 2, Kognition*, Bd. 6, Hogrefe, Verl. für Psychologie, Göttingen, 1998
- [114] RICH, E.: *Artificial Intelligence*, McGraw-Hill, New York 1983
- [115] RICHTER, M. M.: *Prinzipien der künstlichen Intelligenz: Wissensrepräsentation, Inferenz und Expertensysteme*. Teubner, Stuttgart, 1989
- [116] RUMELHART, D.: *Introducing to Human Information Processing*. John Wiley & Sons, Inc., New York, 1977
- [117] SCHEIDER, R., KIRSCHNER, W.: *Ernährung und Wellness: Eine repräsentative Befragung in Deutschland*. Ernährungsumschau 42 Heft 8, 1995
- [118] SCHÖNEBURG, E., HANSEN, N., GAWELCZYK, A.: *Neuronale Netze, Einführung Überblick und Anwendungsmöglichkeiten*. Markt&Technik, München, 1990

- [119] SCHÖNEBURG, E., HEINZMANN, F., FEDDERSEN, S.: *Genetische Algorithmen und Evolutionsstrategien*. Addison Wesley, Bonn, 1994
- [120] SCHÖNEBURG, E.: *Industrielle Anwendung neuronaler Netze*. Addison-Wesley, Bonn, 1993
- [121] SCHREIBER, TH., AKKERMANS, W., ANJEWIERDEN, A., DE HOOG, R., VAN DE VELDE, W., WIELINGA, J.: *Engeneering of Knowledge: The Common-KADS Methodology*. University of Amsterdam, 1998.
- [122] SCHREIBER, TH., WIELINGA, B., AKKERMANS, W., VANDE VELDE, W., DE HOOG, R.: *CommonKADS: A Comprehensive Methodology for KBS Development*. IEEE Expert, 8(6):28-37, 1994
- [123] SCHREIBER, TH., WIELINGA, B.: *Knowledge Model Construction*. Proc. of the 11th Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management - KAW'98, Alberta, Canada, 1998
- [124] SHARKEY, N.E.: *The Ghost in the Hybrid: A Study of Uniquely Connectionist Representations*. Artificial Intelligence and the Simulation of Behaviour, Quarterly, 79, 10-16, 1992
- [125] SICHERT, W., OLTERSDORF, U., WINZEN, U., LEITZMANN, C.: *Ernährungserhebungsmethoden*. AGEV Schriftenreihe Bd. 4, Umschau Verlag, Frankfurt, 1984
- [126] SIMMONS, R., DAVIS, R.: *The Role of Knowledge and Representation in Problem Solving* In: Second Generation Expert Systems, Springer, Berlin, 1993
- [127] STACEY, D.: *Intelligent Systems Architecture: Design Techniques*. In: DAGLI, C. H. (Hrsg.): Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing, Chapman & Hall, London, 1994
- [128] STARK, R.: *Does Hybrid Means More than One?* Artificial Intelligence and the Simulation of Behaviour, Quarterly, 78, 8-10, 1991
- [129] SUGENO, M.: *An Introductory Survey of Fuzzy Control*. In: Information Science 36, 1985, 59-83
- [130] THÜRING, M.: *Probabilistisches Denken in kausalen Modellen*. Psychologie Verlags Union, Weinheim, 1991
- [131] TSOUKALAS, L.H., IKONOMOPOULOS, A., UHRIG, R.E.: *Fuzzy Neural Control*. In: DAGLI, C. H. (Hrsg.): Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing, Chapman & Hall, London, 1994
- [132] UHR, L., HONAVAR, V.: *Artificial Intelligence and Neural Networks: Steps Toward Principled Integration*. In: HONAVAR, V., UHR, L. (Hrsg.), Artificial Intelligence and Neural Networks: Steps Toward Principled Integration. Academic Press, New York. 1994
- [133] UNSELD, S.: *Künstliche Intelligenz und Simulation in der Unternehmung*. Teubner, Stuttgart, 1990
- [134] VANDE VELDE, W.: *Issues in Knowledge Level Modelling*. In: Second Generation Expert Systems, Springer, Berlin, 1993

- [135] VILLA, M.F., REILLY, K.D.: *Hierarchical Structures in Hybrid Systems*. In: KANDAH, A. (Hrsg.): *Hybrid Architectures for Intelligent Systems*. CRC-Press, Florida, 1992
- [136] WEINERT, F.E.: *Psychologie der Erwachsenenbildung*. In: *Enzyklopädie der Psychologie*, Themenbereich D, Praxisgebiete, Serie 1, Pädagogische Psychologie, Bd. 4, Hogrefe Verl. für Psychologie, Göttingen, 1997
- [137] WESSELS, M.G.: *Kognitive Psychologie*. E. Reinhardt, München, 1994
- [138] WESTENHÖFER, J.: *Gezügelt Essen und Störbarkeit des Eßverhaltens*. Hogrefe Verl. für Psychologie, Göttingen, 1992.
- [139] WIELINGA, B., BREUKER, J.: *Models of Expertise*. ECAI-86, 1986
- [140] WIELINGA, B., SCHREIBER, A.: *Knowledge Technology: Moving into the Next Millennium*. In: *Methodology and Tools in Knowledge-Based Systems*, 11th International Conference on Industrial and Engineering Application of AI and Expert Systems, EA-98-AIE, Castellón, 1998
- [141] WIELINGA, B., SCHREIBER, TH.: *Conceptual Modelling of Large Reusable Knowledge Bases*. In: *Management and Processing of Complex Data Structures*. Vol 777 of *Lecture Notes in Computer Science*, 181-200, Berlin, 1994
- [142] WIELINGA, B., VAN DE VELDE, W.: *Towards a Unification of Knowledge Modelling Approaches*. In: *Second Generation Expert Systems*, Springer, Berlin, 1993
- [143] WINKLER, G.: *Validierung einer Food-Frequency-Erhebung*. Diss. TU München, 1992
- [144] WINSTON, P.H.: *Artificial Intelligence*. Reading, Mass. 1984
- [145] WIRSAM, B.: *Bewertung der Nährstoffzufuhr durch Fuzzy-Sets*. *Z. Ernährungswiss.* 33: 230-238, 1994
- [146] WIRSAM, B.: *Fuzzy-Sets - ein neuer Weg zu einer optimierten Ernährung*. *Ernährungsumschau* 42 Heft 3, 1995
- [147] ZADEH, L.A.: *Fuzzy Sets*. *Information and control* 8, 1965
- [148] ZELL, A.: *Simulation Neuronaler Netze*. Addison-Wesley, Bonn 1994

Anhang

Grammatik zur Definition der Formelsyntax

vor Entfernen von Linksrekursionen			nach Entfernen von Linksrekursionen		
formel	::=	expr ε	formel	::=	expr ε
expr	::=	expr + term expr - term term	expr	::=	term mterms
			mterms	::=	+ term - term ε
term	::=	term * factor term / factor factor	term	::=	factor mfactors
			mfactors	::=	* factor / factor ε
factor	::=	(expr) -expr f(expr) finv(expr) integ(expr, expr) diff1(expr) diff2(expr) grad(expr) abs(expr) pow(expr, expr) exp(expr) sqr(expr) sqrt(expr) sum(id) max(id) min(id) avg(id) fuzzymod(expr) id num	factor	::=	(expr) -expr f(expr) finv(expr) integ(expr, expr) diff1(expr) diff2(expr) grad(expr) abs(expr) pow(expr, exp) exp(expr) sqr(expr) sqrt(expr) sum(id) max(id) min(id) avg(id) fuzzymod(expr) id num
id	::=	letter id ε	id	::=	letter id ε
letter	::=	a b c d ... Z	letter	::=	a b c d ... Z
num	::=	int_num real_num	num	::=	int_num real_num
zfolge	::=	ziffer zfolge ε	zfolge	::=	ziffer zfolge ε
real_num	::=	zfolge . zfolge	real_num	::=	zfolge . zfolge
int_num	::=	zfolge	int_num	::=	zfolge

Erklärung

Ich erkläre hiermit, daß ich die vorliegende Arbeit selbständig angefertigt und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus anderen Quellen direkt oder indirekt übernommenen Daten und Konzepte sind unter Angabe der Quelle gekennzeichnet.

Weitere Personen waren an der inhaltlich-materiellen Erstellung der vorliegenden Arbeit nicht beteiligt. Insbesondere habe ich hierfür nicht die entgeltliche Hilfe von Vermittlungs- bzw. Beratungsdiensten (Promotionsberater oder anderer Personen) in Anspruch genommen. Niemand hat von mir unmittelbar oder mittelbar geldwerte Leistungen für Arbeiten erhalten, die im Zusammenhang mit dem Inhalt der vorgelegten Dissertation stehen.

Die Arbeit wurde bisher weder im In- noch im Ausland in gleicher oder ähnlicher Form einer anderen Prüfungsbehörde vorgelegt.

Ich versichere, daß ich nach bestem Wissen die reine Wahrheit gesagt und nichts verschwiegen habe.

Paderborn, August 1999

Andres Koller